



# Toucher artificiel à base d'un microcapteur d'effort: traitement du signal et des informations associées

Florian de Boissieu

## ► To cite this version:

Florian de Boissieu. Toucher artificiel à base d'un microcapteur d'effort: traitement du signal et des informations associées. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2010. Français. NNT: . tel-00512748

**HAL Id: tel-00512748**

**<https://theses.hal.science/tel-00512748>**

Submitted on 31 Aug 2010

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITE DE GRENOBLE  
INSTITUT POLYTECHNIQUE DE GRENOBLE

N° attribué par la bibliothèque

□□□□□□□□□□

T H E S E

pour obtenir le grade de

**DOCTEUR DE L'Université de Grenoble**  
**délivré par l'Institut polytechnique de Grenoble**

***Spécialité : Signal, Image, Parole, Télécoms***

préparée au laboratoire : CEA-LETI

dans le cadre de l'**Ecole Doctorale :**

**Electronique, Electrotechnique, Automatique & Traitement du Signal**

présentée et soutenue publiquement

par

**Florian de Boissieu**

le 07 Mai 2010

Titre :

**Toucher artificiel à base d'un microcapteur d'effort:  
traitement du signal et des informations associées**

Directrice de thèse : Christine SERVIÈRE

Co-encadrants : Christelle GODIN, Dominique DAVID, Daniel BAUDOIS

JURY

M. Miguel Ángel LAGUNAS	Président
Mme. Corinne MAILHES	Rapporteur
M. Hassan ZAHOUANI	Rapporteur
Mme. Christine SERVIÈRE	Directrice de thèse
Mme. Christelle GODIN	Co-encadrante
M. Alexis PREVOST	Examineur
M. Jean Louis LACOUME	Examineur



# Remerciements

*Je souhaite adresser mes premiers remerciements à Christelle Godin pour sa disponibilité, son engagement, son opiniâtreté, sa patience et l'ensemble de l'encadrement étroit et avisé de mon travail. Je remercie également Dominique David pour sa vision sur l'orientation de la thèse, ses conseils précieux et toujours rassurants, son soutien auprès de la hiérarchie. Cela m'a permis de mettre en place les dispositifs expérimentaux et d'atteindre les objectifs que je m'étais fixé. Je remercie Christine Servière pour ses questions perspicaces, ses conseils sur le traitement des signaux et son investissement malgré ses soucis de santé. Je remercie Daniel Baudois pour son soutien, son avis toujours optimiste sur le déroulement de la thèse et pour l'ensemble des personnes qu'il a régulièrement invité à participer aux discussions.*

*Je remercie tout particulièrement Miguel Ángel Lagunas et Jean-Louis Lacoume, président et membre du jury, pour leur avis oh combien expérimenté sur ce travail. Ils ont été mes professeurs il y a quelques années et ont alors su me transmettre leur passion du traitement du signal. J'adresse mes sincères remerciements à Corinne Mailhes et Hassan Zahouani pour avoir accepté de faire un rapport sur ce travail.*

*Je tiens également à exprimer toute ma gratitude à Bernard Guilhamat et Angelo Guiga pour leur immense disponibilité, leur enthousiasme permanent et l'énorme soutien pratique sans lequel la partie expérimentale de ce travail n'aurait pas été possible. Merci à Bernard pour sa patience, son aide inconditionnelle et son sens rodé de la bidouille en mécanique et en électronique, qui nous ont permis de concrétiser les idées de dispositif les plus tordues. Merci à Angelo pour son aide précieuse en instrumentation et la prise en charge d'une grosse partie du développement des logiciels d'acquisition et de commande. Merci également à Jonathan Pierre et à Adnane Jaghmim pour leur participation à la mise en place des dispositifs expérimentaux et leur implication dans les expérimentations.*

*Je remercie Patrice Rey et Henri Blanc pour les capteurs clous et pour les réponses aux nombreuses questions techniques quand à leur fonctionnement. Merci aux membres de METIS et de MONAT pour les échantillons qu'ils m'ont fournis. Je remercie tout particulièrement Alexis Prevost, Georges Debregeas et Julien Scheibert pour avoir partagé leur précieuse expérience sur le sujet, pour avoir répondu patiemment à mes questionnements sur la physique du contact et pour m'avoir accompagné et soutenu au cours des nombreuses réunions du projet MONAT. Merci à Andréa Vassilev pour son soutien en l'absence de mes encadrants, pour son aide dans la résolution des problèmes physiques et mathématiques, ainsi que pour son amour de la montagne qu'il m'a communiqué.*

*Je remercie mes chefs de labo successifs, Dominique Vicard et Sébastien Dauvé, pour le soutien et la confiance qu'ils m'ont accordés tout au long de cette thèse, notamment pour mener les présentations et les discussions avec les différents visiteurs. Merci à Pierre-Damien Berger pour son enthousiasme et son soutien pour le développement de projets à venir sur le capteur clou. Merci au grand chef, Roland Blanpain, pour le financement des manips, des conférences et de l'ensemble de la thèse en fait.*

*Enfin, je remercie toutes les personnes du service pour leur accueil chaleureux, celles que j'ai pu côtoyer dans l'indispensable salle café du BOC, mon papa pour les nombreuses discussions techniques et relectures d'articles, ma maman pour avoir accepté d'être le cobaye de quelques expériences psychophysiques, le reste de la famille et mes amis pour leur engouement sur ce sujet ainsi que toutes les personnes que j'ai pu croiser au CEA et en dehors, et avec qui j'ai pu avoir de nombreux fou rire sur le sujet du « toucher artificiel ».*

# Table des matières

Introduction générale .....	7
Chapitre 1 État de l'Art .....	9
1.1 Applications du toucher artificiel.....	9
1.1.1 Robotique .....	10
1.1.2 La préhension et la reconnaissance de textures.....	10
1.1.3 Chirurgie mini-invasive.....	11
1.1.4 L'élaboration de textures de manière contrôlée .....	11
1.1.5 Projet MONAT (mesure de la naturalité).....	12
1.1.6 Conclusion.....	12
1.2 Problématique de la perception tactile .....	13
1.2.1 Analyse sensorielle.....	13
1.2.2 Un référentiel tactile : le Sensotact® .....	15
1.2.3 Relation entre le toucher et la vision.....	16
1.3 Description de la structure neurophysiologique du doigt.....	17
1.3.1 Structure de la peau .....	17
1.3.2 Rôle des mécanorécepteurs .....	19
1.4 Physique de la friction.....	24
1.4.1 Historique de la Friction.....	25
1.4.2 Friction des polymères .....	26
1.4.3 Phénomène de stick-slip.....	28
1.5 Métrologie du toucher .....	29
1.5.1 Evaluation de paramètres physiques .....	30
1.5.2 Systèmes adaptés à la caractérisation tactile de texture .....	32
1.6 Doigts artificiels existants .....	34
1.7 Conclusion.....	37
Chapitre 2 Dispositif de toucher artificiel .....	39
2.1 Le capteur d'effort tri-axes du LETI .....	39
2.1.1 Principe de fonctionnement.....	39
2.1.2 Fabrication du capteur .....	42
2.1.3 Dimensions et caractéristiques du capteur clou .....	43
2.1.4 Conditionnement du capteur clou .....	44
2.1.5 Défaut technologique du capteur clou.....	45

2.1.6	Capteurs tri-axes concurrents .....	45
2.2	Doigt artificiel .....	46
2.2.1	Partie préhensible (2 types) .....	47
2.2.2	Réalisation des enrobages .....	47
2.2.3	Choix de l'enrobage .....	50
2.2.4	Remplacement de l'enrobage .....	52
2.2.5	Conclusion.....	54
2.3	Dispositifs d'exploration .....	54
2.3.1	Table traçante pour papiers et tissus.....	54
2.3.2	Dispositif de précision.....	56
2.3.3	Chaîne d'acquisition et de commande.....	61
2.3.4	Conclusion.....	61
2.4	Caractérisation du doigt artificiel.....	61
2.4.1	Mise en contact .....	62
2.4.2	Caractérisation statique en force normale .....	67
2.4.3	Caractéristiques en friction.....	68
2.4.4	Paramètres non-contrôlés nuisibles à la reproductibilité des mesures .....	72
2.5	Conclusion.....	76
<b>Chapitre 3</b>	<b>Discrimination de textures.....</b>	<b>79</b>
3.1	Des textures grossières aux textures fines.....	80
3.1.1	Armure de tissu .....	80
3.1.2	Papier vs tissu.....	83
3.1.3	Image de texture.....	84
3.1.4	Stick-Slip.....	87
3.1.5	Conclusion.....	88
3.2	Reconnaissance de textures de papiers.....	89
3.2.1	Echantillons et expériences .....	90
3.2.2	Analyse des signaux et extraction de paramètres .....	94
3.2.3	Algorithmes de classification .....	106
3.2.4	Résultats de l'expérience 1 .....	113
3.2.5	Contributions de l'expérience 1 au choix du protocole de l'expérience 2 : usure et longueur d'exploration .....	117
3.2.6	Résultats de l'expérience 2.....	122
3.2.7	Résultats de l'expérience 3.....	125
3.2.8	Discussion des résultats.....	128
	Conclusion générale.....	131

Perspectives .....	134
Annexe A    Caractérisation des capteurs clou .....	137
Annexe B    Réseaux de capteurs clou: barrettes et matrices .....	138
Annexe C    Caractérisation du doigt artificiel: force tangentielle à la mise en contact.....	141
Annexe D    Reconnaissance de textures de papiers : Analyse des matrices de confusion.....	144
D.1    Expérience 1 .....	144
D.2    Expérience 2 .....	146
D.3    Expérience 3 .....	147
D.4    Usure des échantillons.....	149
D.5    Usure de l'enrobage .....	151
D.6    Conclusion.....	153
Bibliographie .....	155

# Introduction générale

Avec le développement des nouvelles technologies, la robotisation importante de l'industrie et l'importance croissante de la perception sensorielle dans la société actuelle, la recherche sur le sens du toucher suscite depuis quelques années un intérêt grandissant. Les récentes avancées dans la compréhension et la reproduction du toucher intéressent des milieux aussi variés que la robotique grand public, la manufacture papetière et textile, la chirurgie ou la cosmétique. De manière omniprésente, mais aussi le plus souvent inconsciente, nous faisons appel à la perception tactile à chaque instant de notre vie quotidienne. De ce fait, la compréhension de la perception tactile ouvre la voie à de nombreuses applications ayant trait à la manipulation automatique d'objets ou à la perception artificielle des textures de surface. Depuis quelques dizaines d'années, la littérature recense un nombre croissant de recherches étudiant le fonctionnement psychologique, neurophysiologique et mécanique du sens du toucher. Nous avons aussi vu apparaître, durant ces quinze dernières années, un certain nombre de systèmes de toucher artificiel dont la structure fonctionnelle se rapproche de plus en plus du doigt humain. Bon nombre de ces systèmes se destinent à la reconnaissance tactile de texture, mais leur utilisation se limite le plus souvent à la perception des rugosités grossières.

Récemment, plusieurs capteurs MEMS triaxes, permettant de mesurer les forces selon les 3 dimensions de l'espace, ont été développés. Mais, malgré des dimensions et des sensibilités similaires à celles de certains mécanorécepteurs du doigt, ces capteurs d'effort triaxes, dénommés capteurs « tactiles » dans la littérature, font l'objet de peu de publications portant sur leur intégration dans un système de toucher artificiel. Une équipe du CEA-LETI, supervisée par Patrice Rey, a développé ce type de capteurs, sous forme unitaire et plus récemment sous forme de barrettes de 10 éléments et de matrices de 30 éléments. À partir des capteurs développés par le CEA-LETI, une équipe du Laboratoire de Physique Statistique de l'École Normale Supérieure (LPS/ENS), dirigée par Alexis Prevost et Georges Debrégeas, a engagé des recherches, depuis maintenant 5 ans, sur la mécanique du contact et de la friction, en vue d'une meilleure compréhension du fonctionnement du doigt. Les travaux du LPS/ENS ont notamment fait l'objet de la thèse de Julien Scheibert [Scheibert07], soutenue en 2007. Nous avons eu l'occasion de collaborer avec cette équipe du LPS/ENS durant ces trois dernières années, notamment à travers le projet européen MONAT (Measurement of the Naturalness) auquel nous avons participé, projet présenté en fin du premier chapitre.

L'objet de ces travaux de thèse, débutée en Octobre 2006, a été de concevoir et mettre au point un système de toucher artificiel orienté vers la caractérisation tactile de textures fines. Ce dispositif a été conçu autour du capteur d'effort triaxe du CEA-LETI, dit « capteur clou » en référence à sa forme. Le capteur clou, enrobé d'un élastomère, a été intégré dans un système assimilable à un doigt artificiel. L'objectif était ensuite de soumettre le doigt artificiel à l'exploration de surfaces pour en caractériser la texture fine, d'un point de vue physique (rugosité, friction) mais surtout d'un point de vue tactile (douceur, pégosité). Nous avons alors mis au point un dispositif de mesure permettant de déplacer le doigt artificiel pour une exploration automatisée de textures. Le dispositif de toucher artificiel ainsi constitué a ensuite été évalué lors de l'exploration de texture d'abord grossières puis de plus en plus fines. Nous nous sommes ensuite attachés à étudier la discrimination de textures fines de dix papiers différents. Pour valider un certain nombre d'hypothèses issues des résultats de ces expériences, un



nouveau dispositif d'exploration a été récemment développé. Outre l'exploration de surface dans des conditions mieux contrôlées, ce dispositif permet la caractérisation en force normale et tangentielle du doigt artificiel lors de la friction.

Le premier chapitre de ce document résume, par une revue bibliographique, les différents domaines nous ayant permis de cerner la problématique de la reconnaissance tactile de texture. La première partie de ce chapitre recense différentes applications possibles du toucher artificiel, afin de situer les enjeux de la reconnaissance tactile de texture. Nous nous intéressons ensuite à trois domaines auxquels la compréhension du sens du toucher fait appel. Le sens du toucher est d'abord abordé sous l'aspect de l'analyse sensorielle, s'attachant à référencer la formulation orale ou écrite des sensations produites par le toucher. Nous présentons ensuite les récentes avancées publiées sur la compréhension neurophysiologique du toucher au niveau du doigt humain. Nous verrons notamment que la perception des textures nécessite l'exploration en frottement de la surface. La quatrième partie donne donc quelques éléments de la physique de la friction engendrée par l'exploration de surface. La cinquième partie de ce chapitre est dédiée à la métrologie physique appliquée au toucher. Enfin, la dernière partie de ce chapitre s'attache à référencer différents prototypes de doigt artificiels récemment développés.

Le second chapitre présente le système de toucher artificiel conçu au cours de cette thèse. Le fonctionnement et le conditionnement du micro-capteur d'effort sont exposés dans une première partie, afin de cerner les modalités d'utilisation ce capteur. La seconde partie de ce chapitre décrit son intégration sous la forme d'un doigt artificiel. Les différents prototypes réalisés sont présentés, parmi lesquels trois sont retenus selon les raisons exposés dans cette partie. La troisième partie présente les fonctionnalités des deux dispositifs d'exploration conçus, l'un basé sur une table traçante, l'autre spécialement conçu sur une mécanique de précision. Cette partie décrit aussi la chaîne de commande et d'acquisition réalisée. Dans la dernière partie de ce chapitre, nous présentons une caractérisation du doigt artificiel, en statique et en dynamique, en faisant varier les forces subies. Cette caractérisation est réalisée grâce au second dispositif d'exploration conçu, et aide à comprendre le comportement du système, notamment dans le cadre d'expériences d'exploration de textures présentées ensuite.

Le troisième chapitre de ce document présente les différentes expériences mises en place pour évaluer les performances du doigt artificiel vis-à-vis de la reconnaissance tactile de textures. Ce chapitre se décompose en deux parties. La première présente quatre expériences d'exploration de textures considérées comme grossières, telles que le tissu, puis de textures plus fines telles que le papier. Ce dernier matériau présentant une large gamme de textures, la seconde partie de ce chapitre s'intéresse à une expérience de discrimination de dix textures de papiers différentes. Pour étayer les résultats de reconnaissance, nous avons fait trois réalisations d'une même expérience selon des protocoles différents. Cette partie décrit l'expérience mise en place, les caractéristiques extraites des signaux ainsi que les algorithmes de classification supervisée mis en place. Les résultats relatifs à chaque réalisation y sont ensuite exposés et discutés.

Pour terminer ce document, nous présentons une conclusion résumant l'ensemble du travail réalisé ainsi que les résultats obtenus. Le caractère exploratoire et expérimental de ces travaux donne notamment lieu à de nombreuses perspectives de recherches exposées en fin de cette partie. Comme pour tout système de mesure, les perspectives d'amélioration peuvent être présentées selon deux axes : l'évolution du dispositif de toucher artificiel et la modification des traitements relatifs à la reconnaissance de texture. C'est notamment à travers cette démarche que j'ai réalisé mes travaux de thèse.

# Chapitre 1 État de l'Art

Parmi les technologies de la perception, le toucher artificiel est une thématique plutôt récente, de par la complexité de ce sens. Ajouté à la problématique de la cognition commune à tous les sens, le toucher a la particularité de s'intéresser à la perception mécanique du monde extérieur. Ce sens fait intervenir par conséquent des phénomènes physiques des plus complexes, liés au contact et à la friction, dont la traduction sensorielle reste encore assez énigmatique. Cependant, le toucher artificiel profite des récentes avancées en matière de réalisation de micro-capteurs mécaniques (MEMS), qui aident notamment à la compréhension des phénomènes à l'échelle microscopique. Par ailleurs, le sens du toucher a aussi comme particularité d'être présent sur la quasi-totalité du corps. Pour cette raison, ce sens, difficile à masquer, est sollicité en permanence dans notre vie quotidienne, le plus souvent sans que l'on s'en rende compte. Dans une société de plus en plus à l'écoute du consommateur, le toucher artificiel intéresse donc un large domaine d'applications lié à la perception.

Ce chapitre commence par recenser de manière non-exhaustive les domaines pour lesquels le toucher artificiel, et plus particulièrement la reconnaissance tactile de texture présente un intérêt majeur. Cette liste a notamment été élaborée au travers des différentes rencontres que nous avons pu faire au cours de ces dernières années. Nous nous intéresserons ensuite aux nombreux domaines de compétences auxquels nous nous sommes intéressés en vue du développement d'un système de toucher artificiel. Nous suivrons pour cela le trajet inverse de celui suivi par l'information lors de la perception tactile. En premier lieu sera abordé l'expression même de la perception par la description des sensations perçues, ayant donné naissance à l'analyse sensorielle, une discipline récente faisant le lien entre la cognition et la physique. Nous nous intéresserons ensuite à la neurophysiologie du doigt, c'est-à-dire à la structure biologique de celui-ci et au fonctionnement neurologique des récepteurs responsables du sens du toucher. La quatrième partie de ce chapitre présentera les éléments fondamentaux de la physique de la friction, et plus particulièrement celle des matériaux élastiques tels que la peau. Cette partie sera suivie d'une autre recensant quelques appareils développés pour la métrologie du toucher. Enfin, en dernier lieu, nous décrirons l'art des doigts artificiels récemment développés. L'ensemble de ce chapitre sera plus particulièrement ciblé sur la reconnaissance tactile de texture, la tâche de toucher artificiel à laquelle nous nous sommes intéressés.

## 1.1 Applications du toucher artificiel

La première sollicitation du sens du toucher qui vient à l'esprit est la préhension. Chaque jour nous manipulons des dizaines d'objets de formes, textures ou tailles différentes. Chaque manipulation d'objet demande une coordination complexe des doigts et une adaptation précise des forces de pression exercées par chacun des doigts, ne serait-ce que pour ne pas le laisser glisser ou ne pas le détériorer. Un exemple de situation dans laquelle on sollicite particulièrement le sens du toucher est notre capacité à reconnaître un objet parmi d'autres dans sa poche, comme la clé de sa voiture, différente bien sûr de la clé de sa maison. Par son omniprésence dans nos actions quotidiennes, la maîtrise et l'objectivation de la perception tactile s'impose donc comme un sujet d'étude d'intérêt majeur pour des domaines aussi variés que la robotique (humanoïdes), la médecine (téléopération,

prothèses actives), l'industrie grand public (automobile, textile, cosmétique). Les applications dans chacun de ces domaines sont différentes, mais toutes sont liées par un problème commun, reproduire artificiellement le sens du toucher.

### 1.1.1 Robotique

Dans le domaine de la robotique, que ce soit pour des applications industrielles, pour des humanoïdes grand public ou pour les prothèses, la main reste un des principaux sujets d'études. Historiquement, les premières prothèses de main, au moyen âge, comportaient un simple crochet (associé aux pirates), ce qui permettait de prendre et déplacer certains objets. Mais les limites de la manipulation avec ce type d'outil sont vite atteintes. L'évolution de la prothèse de main a mené à la multiplication du nombre de doigts, avec tout d'abord l'invention en 1912 du crochet parallèle de Dorrance constitué de deux doigts crochets mobiles. Cette prothèse fut adaptée dans les années 60 pour la robotisation industrielle, avec l'invention du « parallel jaw grippers », une mâchoire permettant de saisir et déplacer un objet. Dans les années 80 ont commencé à apparaître des prothèses de main avec 3 doigts ou plus, multipliant ainsi les points de contact, pour diminuer la pression exercée en chacun d'eux et augmenter les possibilités de préhension. Parallèlement au développement des prothèses, le principe du « parallel jaw gripper » a été adapté à la majorité des industries de masse, avec des robots manipulateurs dans des domaines comme l'automobile (chaînes de montages), l'électronique, le tissu etc. Jusqu'à nos jours, la robotique a évolué pour donner naissance à des robots manipulateurs capables de manipuler et de reconnaître des objets de plus en plus petits, de plus en plus fragiles. L'amélioration de la préhension par la détection du glissement et la reconnaissance de texture s'avère être des thématiques essentielles pour le développement du robot du futur, particulièrement si celui-ci doit interagir dans un environnement humain.

### 1.1.2 La préhension et la reconnaissance de textures

Ces deux dernières décennies, pour résoudre des problèmes toujours plus complexes, tels que la manipulation ou la reconnaissance tactile d'objet, la robotique a cherché à comprendre la complexité du corps humain pour en imiter les multiples fonctionnalités. L'utilisation d'un verre, la préhension d'une paille, l'écriture d'un message sur un téléphone portable, sont des exemples de situations de la vie quotidienne faisant appel à un positionnement précis des doigts, à l'ajustement de la force de contact, à une détection du glissement et à la reconnaissance de texture, et ce pour faciliter la préhension, la rendre peu couteuse en énergie et stable par-dessus tout.

Lors de la préhension et de la manipulation d'un objet, principalement deux caractéristiques de l'objet sont à prendre en compte : la forme et la texture. L'étude de la forme permet de choisir les points de contact qui permettront un maintien stable de l'objet. La prise en compte de la texture permettra de minimiser les forces mises en jeu au niveau des points de contact. Par exemple, la manipulation d'un verre est une tâche que nous réalisons quotidiennement et qui pourtant s'avère d'une extrême complexité. La position des doigts ne sera pas la même s'il est ballon, droit ou en flute. La force de pression exercée sera adaptée pour ne pas le laisser glisser, ni au contraire l'écraser, et cela suivant qu'il soit constitué de verre ou de plastique souple. Position et forces de pression seront aussi adaptées suivant qu'il soit vide, en cours de remplissage, plein, ou même suivant la température du contenant et du contenu. Le développement d'un robot manipulateur demande donc l'intégration de capteurs

capables de reconnaître la forme et la texture des objets à manipuler, de contrôler la position des membres dans l'espace, de contrôler les forces de contact, de mesurer la température. La vision paraît être le sens le plus sollicité pour juger de façon grossière la configuration optimale de la main pour une préhension d'objet. Les ajustements plus fins de la préhension font appel au sens haptique défini par l'association de la proprioception (perception des forces de façon grossière au niveau musculaire et articulaire ainsi que la position relative des membres du corps), du sens tactile (perception fine des forces et des textures) et le sens thermique (perception du chaud et du froid). La reconnaissance tactile joue donc un rôle primordial dans les applications liées à la préhension d'objets.

### 1.1.3 Chirurgie mini-invasive

Dans le domaine médical, les études portant sur le toucher artificiel pourraient aboutir sur des systèmes utiles pour le patient, au travers des prothèses (main, bras, jambe), mais aussi pour le praticien au travers de l'instrumentation médicale. En effet, le médecin fait très souvent intervenir la finesse de son sens tactile, que ce soit pour la palpation ou l'opération. Avec l'automatisation des instruments médicaux, souvent pour essayer de réduire les risques liés à l'erreur humaine, le praticien se retrouve derrière une interface haptico-visuelle perdant ainsi les informations tactiles. Un exemple flagrant est la chirurgie mini-invasive (téléchirurgie), une technique d'opération de plus en plus utilisée par les chirurgiens. Avec cette technique, le chirurgien opère à distance grâce à une interface haptique qui contrôle un robot. Il gagne alors en précision car les outils chirurgicaux peuvent être plus petits, les mouvements plus fins et plus fluides grâce à une assistance motorisée. La chirurgie mini-invasive permet donc de diminuer les traces d'une opération, les complications et les douleurs post-opératoires. Mais un grand inconvénient de ces technologies, pour les chirurgiens, est la perte du sens du toucher lors de ces manipulations [Eltaib03], notamment pour palper les différents tissus en présence. Le développement d'un capteur et d'une interface tactile pour permettre au chirurgien de percevoir les tissus est un sujet actuellement à l'étude.

### 1.1.4 L'élaboration de textures de manière contrôlée

L'élaboration de textures de manière contrôlée est un domaine qui concerne beaucoup d'industriels, particulièrement dans la production d'objets de consommation grand public (cosmétique, automobile, textile...). Les industriels sont très concernés par le problème du toucher pour plusieurs raisons. L'acte d'achat commence par le visuel et se poursuit intuitivement par le toucher lors de la prise en main [Sensotact]. Il serait donc intéressant de maîtriser objectivement la sensation de toucher au niveau:

- du développement pour mettre au point une texture qui plaise,
- de la validation afin de juger de la conformité du produit par rapport à une référence,
- de la communication pour vendre le produit en des termes à la fois reconnus comme objectifs et perceptibles par tous [Crochemore04].

Dans l'industrie papetière et textile la qualité du produit est souvent jugée au toucher. Il est donc nécessaire de contrôler cette qualité tout au long du processus de fabrication. Ce travail est fait par des toucheurs professionnels, qui ont la lourde tâche de percevoir au toucher les dérives de qualité du produit, par exemple suite à d'un dérèglement de l'outil de production. Un outil de perception tactile objectif permettrait de les assister dans leur travail.

Dans le domaine de la cosmétique, la problématique est par exemple plutôt de juger objectivement de l'efficacité d'une crème pour la peau. A l'heure actuelle, la douceur de la peau, avant et après l'application d'une telle crème, est le plus souvent mesurée par des panels d'experts ou de clients volontaires. Un doigt artificiel permettant de mesurer la douceur de la peau permettrait de communiquer plus objectivement, entre producteurs d'agents adoucissant et firmes cosmétiques, mais aussi auprès des consommateurs.

Cette problématique peut être élargie aux textures de produits culinaires perçues par les capteurs présents dans la bouche (langue, palet, gencives). L'onctuosité d'un yaourt ou d'une soupe, le fondant d'un fromage ou d'une glace sont autant de termes auxquels l'industrie agroalimentaire fait référence sans en avoir de mesure objective [Weenen06].

Enfin, à l'heure du tout internet, une autre application en vue quelque peu futuriste est la vente de produits par internet que l'on pourrait voir, mais aussi manipuler à distance [Haptex07]. La mise en place d'un système nécessite le développement d'outils de mesure des textures parallèlement à la conception d'une interface tactile capable de retransmettre la perception tactile de façon fidèle.

### 1.1.5 Projet MONAT (mesure de la naturalité)

Cette thèse s'est en partie déroulée dans le cadre du projet européen MONAT (2006-2009), Measurement Of NATuralness, lancé par le réseau européen MINET, Measuring the Impossible NETwork, dirigé par une équipe du National Physical Laboratory (NPL, U.K.). Ce projet trouve son origine dans l'observation que la naturalité perçue du matériau est considéré par le consommateur comme un gage de qualité, de solidité, de durée de vie, et ce particulièrement pour des objets historiquement fait de matériaux naturels (bois, marbre, etc.), trouvés actuellement sous forme synthétique (exemple : parquet, sol en pierre synthétique etc.).

L'objectif du projet était de mettre en relation les mesures psychophysiques de la naturalité avec des mesures optiques et mécaniques faites sur des échantillons de surfaces. Ce projet comprenait notamment le développement d'outils de caractérisation de textures permettant de remonter au degré de naturalité perçue et plus largement aux différentes perceptions (tactiles, visuelles) des surfaces étudiées. Au cours de ce projet trois types d'échantillons ont été étudiés : le tissu, le bois et le marbre. Des études psychophysiques ont permis d'établir le degré de naturalité perçue pour chacun des échantillons. Des instruments de caractérisation optique et mécanique des textures ont permis d'extraire des surfaces des caractéristiques physiques liées à leur degré de naturalité perçu. Enfin, l'objectif du CEA/LETI dans ce projet, consistait à développer un capteur tactile biomimétique capable de percevoir la naturalité, en collaboration avec le Laboratoire de Physique Statistique (LPS) de l'École Normale Supérieure (ENS).

### 1.1.6 Conclusion

Comme en atteste la première partie de ce chapitre, un capteur de toucher artificiel trouverait sa place dans de nombreuses applications où intervient la perception tactile. La compréhension du toucher, comme la compréhension de la perception sensorielle en général, met en jeu plusieurs domaines de recherche. Il faut d'une part comprendre la psychologie de la perception (quels mots correspondent à quelles sensations ?). D'autre part il faut s'intéresser au fonctionnement neurophysiologique du toucher (quels sont les phénomènes détectés?, par quels capteurs ? Comment est codée

l'information ?). Enfin, le toucher implique un ensemble de phénomènes liés à la physique du contact et de la friction. Les trois parties suivantes font un état de l'art de la perception sensorielle, de la neurophysiologie et de la physique du contact et de la friction. Les deux dernières parties de ce chapitre font le bilan des capteurs tactiles déjà développés avec une approche fonctionnelle ou biomimétique.

## 1.2 Problématique de la perception tactile

La compréhension de la perception est un problème complexe qui commence dès la définition du vocabulaire à utiliser. Il est souvent difficile de définir avec précision ses sensations, particulièrement pour le toucher, qui contrairement à la vision n'est pas un sens souvent utilisé pour décrire notre environnement. Les recherches visant à définir un vocabulaire sensoriel unique pour une population relèvent de la psycho-physique, une branche de la psychologie expérimentale qui s'attache à trouver les relations entre un stimulus physique et la perception que l'on en a. [Slangen04] définit les propriétés psychosensorielles d'un matériau comme la traduction en terme de perception humaine d'un ensemble de propriétés physiques, physico-chimiques ou mécaniques du matériau.

### 1.2.1 Analyse sensorielle

L'étude psychologique des perceptions sensorielles relatives à la vision, l'odorat, l'audition, le goût ou le toucher, ressenties par un sujet lors de l'utilisation d'un produit, a donné naissance à une nouvelle discipline, l'analyse sensorielle. « L'analyse sensorielle est un ensemble de méthodes permettant de mesurer les perceptions sensorielles [...]. Le principal problème de la perception est que les sens ne se limitent pas à une réaction physiologique à un stimulus, mais prennent en compte l'expérience de la personne, son vécu, son état d'esprit (humeur), son environnement (ambiance), etc. L'analyse sensorielle s'attache à avoir un point de vue objectif sur le ressenti »<sup>1</sup>. Cela passe par la réalisation d'expériences psychophysiques afin de déterminer un vocabulaire commun à tous qui permette d'exprimer de manière quantifiée les sensations perçues.

#### a) Descripteurs tactiles

Plusieurs études psychologiques ont essayé de déterminer les mots descripteurs du sens du toucher et en particulier des sensations relatives aux textures. Ces descripteurs sont fortement liés au langage, et à la culture des sujets interrogés. Cela pose donc le problème de la transcription des termes retenus à une langue étrangère à celle dans laquelle a été menée l'étude (voir partie 1.5.2). Cependant, pour une population telle que celle d'un pays, le nombre de termes descripteurs employés reste restreint. La question a été posée par Picard [Picard03] [Picard05] à un groupe de sujets Français, pour une application textile. Les adjectifs souvent utilisés pour caractériser un tissu sont: rugueux/lisse, côtelé/bosselé, doux/rêche, dur/moelleux, souple/rigide, épais/fin, chaud/froid, lourd/léger.

---

<sup>1</sup> Extrait de Wikipédia : [http://fr.wikipedia.org/wiki/Analyse\\_sensorielle](http://fr.wikipedia.org/wiki/Analyse_sensorielle)

Le plus souvent, ces descripteurs tactiles correspondent à un mélange de perceptions. Plusieurs études ont donc été menées pour déterminer les principales dimensions perceptuelles indépendantes ainsi que les descripteurs assimilables à ces dimensions.

Dans l'ensemble des études, il ressort que beaucoup d'adjectifs sont souvent spécifiques à une matière [Whitaker08], et il est difficile de trouver des caractères communs à toutes les matières. L'étude menée par Picard [Picard03] sur 24 tissus détermine, par une méthode de Multi-Dimensional scaling (MDS), 4 dimensions représentant l'ensemble des descripteurs du tissu donnés plus haut. Les descripteurs rêche/doux, épais/fin correspondraient plus particulièrement aux deux premières dimensions, les deux autres dimensions se présentant comme un « mélange » des descripteurs restants. Dans cette étude, le « rugueux », pourtant communément compréhensible, n'apparaît pas comme une dimension perceptuelle particulièrement représentative pour le tissu. Plus tôt, Yoshida et al. [Yoshida68] avaient extrait 2 axes perceptuels, le métallique et le fibreux, par une analyse avec la méthode MDS sur 25 matériaux différents (verre, bois, tissu...). Lors d'une étude sur la discrimination du papier, Summers et al. [Summers05] montrent par MDS que l'appréciation tactile du papier peut se représenter dans un espace à 2 dimensions. Ces 2 dimensions paraissent correspondre respectivement aux dimensions perceptuelles que sont la rugosité et la raideur (subjectives). Sur le papier ou plutôt sur le mouchoir en papier, Hoffmann [Hoffmann] représente la douceur selon 3 dimensions essentielles : le lisse, la flexibilité et la raideur (traduit de l'anglais). Cette étude élabore alors un modèle non-linéaire de la douceur à partir de la mesure physique de ces trois dimensions par un appareil spécialisé (KES-F, voir 1.5.2).

b) Expériences psychophysiques

i. Détermination de la valeur d'un descripteur

Plusieurs méthodes sont référencées dans la littérature psychophysique pour évaluer un descripteur [Gescheider97] auprès d'un panel de sujets. Dans le cadre du projet MONAT, 4 méthodes ont été utilisées pour estimer le degré de naturalité perçu pour chacun des échantillons:

- *Labelled scaling*: le sujet doit classer les échantillons selon un des 7 degrés d'une échelle allant du non naturel au complètement naturel. Ces degrés sont exprimés par des étiquettes (1=non naturel, 2=très peu naturel,..., 6=extrêmement naturel, 7=complètement naturel). L'utilisation d'étiquettes non numériques limite la tendance du sujet à égaliser le nombre d'échantillons dans les différentes classes.
- *Magnitude estimation*: le sujet est libre de choisir son échelle numérique de la naturalité qu'il perçoit. Chaque participant fixe une valeur numérique arbitraire au premier stimulus, puis note les stimuli suivants en fonction de la première valeur. L'échelle est ensuite normalisée pour rendre les résultats de chaque participant comparables à ceux des autres.
- *Ranked ordering*: le sujet ordonne les échantillons suivant le degré de naturalité perçue. Les échantillons sont alors numérotés suivant l'ordre obtenu (1, 2, 3, ...). Le degré de naturalité de chaque échantillon est estimé en moyennant la numérotation effectuée par l'ensemble des participants.
- *Binary decision task*: le sujet classe les échantillons selon les deux classes « naturel » (1) ou « non naturel » (0). Le degré de naturalité perçu pour un échantillon est alors donné par la moyenne des décisions de tous les participants pour cet échantillon.

La simple utilisation d'une seule de ces méthodes est considérée comme acceptable, pour évaluer un descripteur évoquant une sensation concrète, tel que la rugosité ou le collant. Dans le cas d'un descripteur abstrait, tel que la naturalité, une manière de valider les résultats des expériences est de montrer leur consistance au travers des résultats obtenus par différentes méthodes [Gescheider97]. Si les résultats des différentes méthodes sont corrélés, ils sont alors considérés comme valides et le descripteur est considéré comme existant. Au cours du projet MONAT, les résultats issus des 4 méthodes d'estimation du degré de naturalité sont fusionnés via un algorithme de fusion de données [Bialek09]. Le résultat montre une consistance suffisante des données pour considérer le descripteur « degré de naturalité » comme pertinent [Overvliet08].

### *ii. Précautions*

Les résultats de ces expériences sont susceptibles d'être influencés par la manière dont elles sont menées. Différentes précautions sont nécessaires lors de leur réalisation. Ces précautions ont pour but, par exemple, de réduire l'influence des autres perceptions (correspondant à d'autres descripteurs), mais aussi l'influence d'autres sens que le sens étudié.

La perception des textures de surface fait principalement appel à trois modalités : le toucher, la vue et l'audition, qui interagissent. Si l'on souhaite s'intéresser à l'une des trois, par exemple le toucher, les autres doivent être masquées. Pour la reconnaissance tactile de textures les expériences psychophysiques doivent être réalisées en aveugle, soit en disposant l'échantillon de telle manière qu'il ne soit pas visible, soit en masquant les yeux du sujet. L'audition est masquée en plaçant un casque sur les oreilles du sujet et en diffusant du bruit blanc.

On note que la formulation de la question à laquelle devra répondre le sujet au cours de l'expérience, ainsi que les informations annexes sur le but de l'expérience, la définition donnée de la naturalité etc., peuvent aussi orienter la réponse. Ainsi, dans le cadre des expériences du projet MONAT, il a été choisi de ne pas donner la définition aux participants et de ne pas employer le mot artificiel ou tout autre terme pour désigner une texture « non-naturelle ».

Enfin, il existe de nombreuses façons de manipuler l'échantillon pour en percevoir les propriétés tactiles. S. Lederman [Lederman91] a recensé huit démarches exploratoires systématiques, lors de la découverte tactile et en aveugle, par la main, d'un objet ou d'une surface rigide, les liquides ou les crèmes étant susceptibles de présenter des caractéristiques particulières supplémentaires. À chaque geste correspond une propriété perçue. Par exemple en prenant l'échantillon entièrement en main, on juge mieux de sa forme. Pour le projet MONAT, la procédure d'exploration tactile des échantillons consistait à frotter l'index sur la surface à analyser selon une direction donnée, sans autoriser la manipulation de l'échantillon.

## **1.2.2 Un référentiel tactile : le Sensotact®**

Les différentes démarches d'analyse sensorielle décrites précédemment peuvent être appliquées afin de définir un référentiel tactile, c'est-à-dire l'ensemble des descripteurs formant un espace de description complet de la perception tactile pour une certaine catégorie d'échantillons. On peut alors former une base d'échantillons représentative de cet espace, pour permettre aux testeurs de s'entraîner à donner une valeur à un descripteur, en ayant tous la même définition et la même échelle pour le descripteur.



Le Sensotact est un de ces référentiels, utilisé pour décrire les matériaux de l'habitacle d'une voiture (plastique pour tableau de bord, tissu d'habillage de l'habitacle...). Ce référentiel a été développé par Renault, d'une part pour avoir une référence commune entre les experts du toucher amenés à contrôler la qualité sensorielle de ces matériaux, et d'autre part pour identifier et quantifier de manière objective et reproductible les sensations perçues par les consommateurs. L'étude menée par Renault sur le sujet leur a permis de sélectionner 10 descripteurs tactiles comme étant les plus pertinents, précis, discriminants, exhaustifs et indépendants [Sensotact].

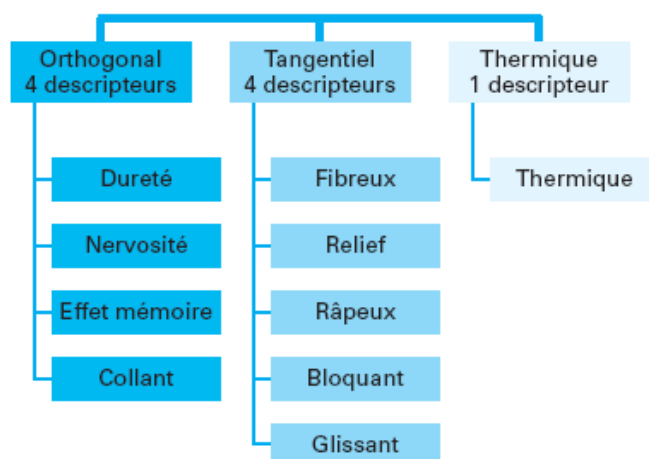


Figure 1.1: Descripteurs donnés par Sensotact

A chacun de ces descripteurs est associée une méthode exploratoire précise à exécuter avec un ou plusieurs doigts voire avec la main. Dans ce référentiel on distingue 3 classes de méthodes exploratoires : l'exploration dynamique orthogonale à la surface de contact pour juger par exemple de la dureté du matériau, l'exploration dynamique tangentielle pour juger par exemple du râpeux de la texture et l'exploration statique pour juger de l'effet thermique ressenti. La Figure 1.1 présente les 10 descripteurs ainsi que leur association à une catégorie de méthode exploratoire. Chaque descripteur est quantifié sur une échelle de 0 à 100. Pour expliciter ces descripteurs, des échantillons de référence couvrant l'échelle de chaque descripteur ont été associés (8 échantillons/descripteur). Le référentiel tactile Sensotact est, à notre connaissance, le seul actuellement commercialisé en France.

### 1.2.3 Relation entre le toucher et la vision

La perception globale provient souvent de l'intégration des perceptions provenant des différents sens. Dans le cadre de la perception des textures d'une surface, trois sens s'influencent mutuellement : le toucher, la vision et l'audition. L'influence de l'audition sur la perception des textures étant beaucoup moins marquée que le toucher et la vision, nous traiterons ici essentiellement du rapport entre le toucher et la vision.

En effet, l'analyse d'une texture de surface commence souvent par une observation visuelle, avant d'y ajouter une observation tactile. Des études sont actuellement menées pour essayer d'établir le lien entre le toucher et la vision [Whitaker08]. Ces études cherchent à comprendre, par imagerie cérébrale, si le toucher peut avoir une représentation dans le même espace perceptif que la vision, et si le cerveau fait appel à des zones communes lors de l'analyse cognitive des images visuelles et tactiles. Etant

donné que par le passé, un grand nombre d'algorithmes d'analyse et de reconnaissance de textures ont été développés dans le domaine de la vision, certains d'entre eux pourraient avantageusement être utilisés dans le domaine du toucher.

Les premiers résultats, récemment publiés [Whitaker08], sur le rapport toucher/vision semblent montrer que le toucher et la vision n'utiliseraient pas de fonctions communes dans le cerveau. Par exemple, la mémoire du toucher serait beaucoup plus courte que celle de la vision. Aucune collaboration entre ces deux sens n'a encore été formellement montrée. Forment-ils une image commune des textures, chaque sens apportant une information complémentaire ? La question reste posée. Ces études montrent aussi que le toucher est prépondérant sur la vision pour la détection et la reconnaissance des textures fines. La littérature sur le sujet étant encore récente, ces conclusions sont à prendre avec précaution.

Au niveau des récepteurs neurologiques, le traitement de l'information tactile de texture, abordé dans la partie suivante, présente pourtant des similitudes avec le traitement des informations visuelles. La littérature sur la technologie tactile va aussi dans ce sens, avec l'invention du mot *taxel*, en référence aux pixels de l'image numérique, pour désigner l'unité d'une matrice tactile. Ainsi, l'adaptation d'algorithmes d'analyse de textures d'images à la reconnaissance tactile est une thématique que nous aurions souhaitée pouvoir traiter avec plus de temps, et qui paraît très intéressante à développer dans le cadre d'un travail ultérieur sur le système de toucher réalisé.

## 1.3 Description de la structure neurophysiologique du doigt

La dextérité à l'origine de toute manipulation d'objet, la capacité de reconnaissance de forme et de texture d'un objet sont le résultat d'une formidable intégration des informations sensori-motrices fournies par l'ensemble du système nerveux relatif à l'haptique (sens proprioceptif, tactile et thermique). Pour notre application, la reconnaissance de textures de surface, nous nous sommes intéressés au fonctionnement neurophysiologique du sens tactile. Cela passe par une description générale de la structure du doigt, puis par le fonctionnement de la perception des formes et des textures. Il s'agit alors d'expliquer la position et le codage associés aux phénomènes physiques auxquels sont sensibles les mécanorécepteurs (récepteurs du sens du toucher).

### 1.3.1 Structure de la peau

Les fonctions tactiles sont présentes sur la quasi-totalité du corps, mais plus particulièrement au bout des doigts, où se trouve la majorité des corpuscules et terminaisons nerveuses sensibles aux stimuli mécaniques. Ces récepteurs mécaniques responsables du sens du toucher sont appelés mécanorécepteurs. Les Figure 1.2 et Figure 1.3 présentent une coupe du doigt et un gros plan sur la structure de la peau dans laquelle se situent les mécanorécepteurs.

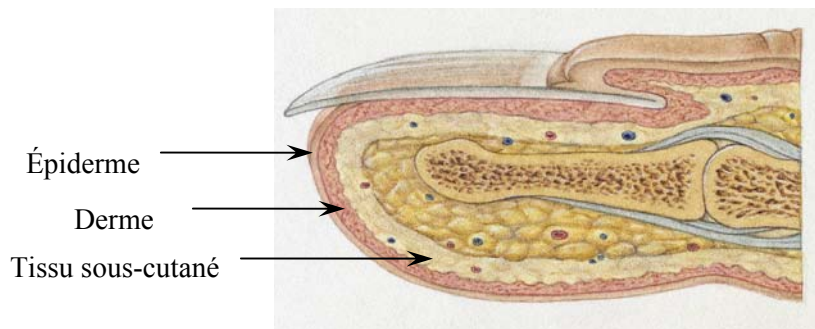


Figure 1.2: Structure du doigt. En partant du bas, on observe l'épiderme (rose clair), le derme (rose foncé), le tissu sous-cutané (en blanc).

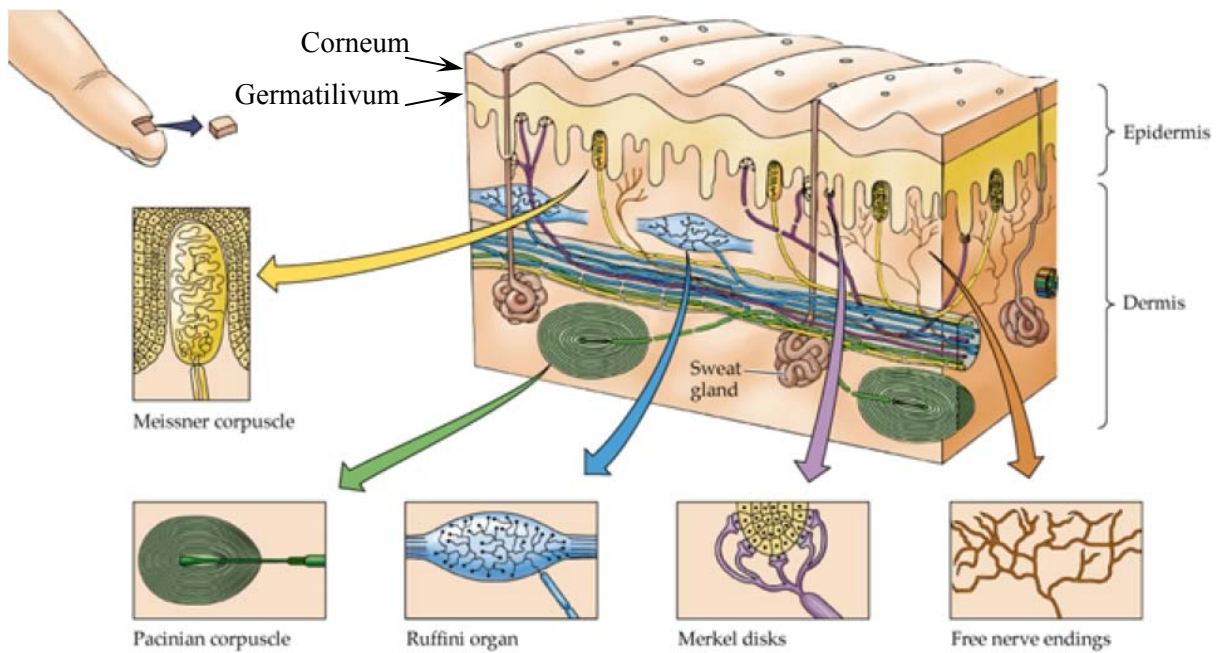


Figure 1.3: Structure de la peau et mécanorécepteurs [Rossi06].

Le doigt est composé de l'os entouré de tissus sous-cutanés formant la pulpe, eux-mêmes entourés de la peau. La peau est constituée de deux couches: l'épiderme qui fait l'interface avec l'extérieur et le derme dans lequel se trouvent les mécanorécepteurs. Quelques études mécaniques récentes [Maeno98.1] [Hu07] ont permis de déterminer le module Young (ou module d'élasticité) de la peau et des tissus sous-cutanés (voir Tableau 1.1).

	Epaisseur	module de Young
Epiderme	0.5-0.75 mm	$1.36 \cdot 10^5$ Pa
Derme	1-3 mm	$8 \cdot 10^4$ Pa
Tissus sous-cutanés		$3.4 \cdot 10^4$ Pa

Tableau 1.1: Caractéristiques mécaniques de la peau [Maeno98.1].

L'épiderme est la couche dure de la peau, car elle est très exposée à l'usure et elle transmet les efforts vers le derme. Le derme est de constitution plus molle que l'épiderme et agit comme un amortisseur pour les mécanorécepteurs. Enfin le tissu sous-cutané, encore plus mou, agit comme un coussin pour protéger l'os.

Sur la Figure 1.3, on peut noter que l'épiderme est composé de deux couches, le *stratum corneum*, qui forme la couche de cellules mortes en surface de la peau, et le *stratum germinativum* (ou couche papillaire, en jaune), qui est la zone productrice de cellules de l'épiderme. La surface extérieure du *stratum corneum* est ondulée formant ce qu'on appelle les empreintes digitales. L'interface entre le *stratum corneum* et la couche papillaire est ondulée de la même façon qu'en surface de l'épiderme. L'interface entre la couche papillaire et le derme est ondulée elle aussi, mais environ au double de la fréquence spatiale du *stratum corneum*. C'est à cette interface et en-dessous que se situent les cellules mécanoréceptrices.

### 1.3.2 Rôle des mécanorécepteurs

#### a) Gamme de mesure, réponse en fréquence et emplacement

Les mécanorécepteurs sont les cellules nerveuses à l'origine du sens du toucher. Se trouvant à l'interface de l'épiderme et du derme, ces cellules captent les efforts et les vibrations engendrées par la friction de l'épiderme sur la surface explorée. Les mécanorécepteurs (voir Figure 1.3) sont classés selon leur réponse temporelle (SA ou RA), et selon leur résolution spatiale (type I ou type II) :

- Adaptation Lente (SA) : ils ont une réponse lente aux stimuli qui persiste lorsque le stimulus est constant. Ils sont donc de type « Passe-Bas ».
- Adaptation Rapide (RA ou FA) : ils ont une réponse rapide et courte dans le temps. Ils sont donc de type « Passe-Haut ».
- Type I : situés à l'interface entre l'épiderme et le derme, juste au niveau des ondulations papillaires, ils ont une zone de réponse étroite et précise (haute résolution spatiale).
- Type II : situés dans le derme, ils ont une zone de réponse plus large (basse résolution spatiale).

		Receptive Fields	
		Small, sharp borders	Large, obscure borders
Adaptation	Fast, no static response	<b>FA I</b> Meissner's Corpuscle 	<b>FA II</b> Pacinian Corpuscle 
	Slow, static response present	<b>SA I</b> Merkel Disk 	<b>SA II</b> Ruffini's Corpuscle 

Tableau 1.2: Illustration qualitative des réponses à un stimulus temporel pour les différentes classes de mécanorécepteurs. La réponse des mécanorécepteurs est codée par des potentiels d'action [Johansson83].

Le Tableau 1.2 illustre de façon qualitative le type de réponse temporelle distinguant les 4 catégories fonctionnelles de mécanorécepteurs.

Chaque catégorie de mécanorécepteur peut être caractérisée par son champ récepteur, sa densité de capteurs, son seuil de réponse etc. Le Tableau 1.3 récapitule les caractéristiques des différents types de mécanorécepteurs ainsi que leurs principales caractéristiques.

La dernière ligne du Tableau 1.3 résume la fonction qui a été attribuée dans la littérature à chaque type de mécanorécepteur. Notamment les SAI et RAI seraient à l'origine du codage des textures grossières (rugosité  $> 200\mu\text{m}$ ) tandis que les RAII seraient plus impliqués dans la perception des textures dites fines (rugosité  $< 200\mu\text{m}$ ). On peut noter que la densité des corpuscules de Ruffini n'est pas précisée car récemment la présence de ces mécanorécepteurs dans la peau glabre (sans poil) de la main a été remise en cause. Il se pourrait que leur densité soit quasi-nulle au niveau des doigts [Paré03]. Des unités SAII sont pourtant détectées, mais d'un autre type de corpuscules que ceux de Ruffini. Outre le fait que peu d'informations ont été publiées concernant leur rôle, le seuil de réponse élevé des SAII (7.5mN) paraît contradictoire avec une implication dans la perception des textures, qui demande la perception de forces très faibles.

Pour un résumé plus détaillé sur les recherches menées durant les 50 dernières années sur la neurophysique du toucher, on peut se référer à [Bensmaia05] et à [Jones06].

Récepteurs	Corpuscules de Pacini	Corpuscules de Meissner	Disques Merkel	Corpuscules de Ruffini
Adaptation	Rapide (RA ou PC)	Rapide (RA)	Lente (SA)	Lente (SA)
Champ Récepteur	Grande (100mm <sup>2</sup> ) type II	Petite (9.4mm <sup>2</sup> ) type I	Petite (11mm <sup>2</sup> ) type I	Grande (60mm <sup>2</sup> ) type II
Densité	20/cm <sup>2</sup>	140/cm <sup>2</sup>	70/cm <sup>2</sup>	
Seuil de réponse	0.54mN	0.58mN	1.3mN	7.5mN
Taille	1x0.7mm	80x30 $\mu\text{m}$	$\phi=10\text{-}15\mu\text{m}$	
Fréquences	40-500 Hz	3-40 Hz	0.3-3 Hz	$<8$ Hz
Perception	Vibrations, textures fines ( $<200\mu\text{m}$ )	Pression rapide: vibrations fines, détection du mouvement (glissement)	Pression lente: légère tape, petits détails, formes et les textures grossières ( $>200\mu\text{m}$ )	Pression, étirement de la peau

Tableau 1.3: Caractéristiques des mécanorécepteurs [Johansson79][Johansson83][Bell94][Jones06]. Les densités de mécanorécepteurs données sont celles présentes au niveau du bout du doigt. La densité de Corpuscules de Ruffini est inconnue et pourrait être nulle à cet endroit du corps [Paré03].

#### b) Perception des textures

La perception des textures est généralement attribuée aux disques de Merkel (SAI), aux corpuscules de Meissner (RAI) et aux corpuscules de Pacini (RAII). Un doute persiste sur la contribution de chacun d'eux dans la discrimination des textures. D'autre part, l'intégration spatio-temporelle des informations de texture au niveau neuronal n'a toujours pas été éclaircie. Toute la littérature sur le sujet s'accorde à dire que le mouvement est essentiel à la perception des textures. Mais deux théories s'affrontent sur le codage des phénomènes mécaniques provenant de l'exploration tactile de textures. L'une considère que le même codage est appliqué quelle que soit la texture, de la plus grossière à la plus fine que puisse percevoir le doigt. L'autre prévoit deux codages différents, l'un spatial responsable de la perception des textures grossières, l'autre temporel responsable de la perception des

textures fines. Cette deuxième théorie est appelée la théorie duale (duplex theory) de la perception tactile des textures. Elle distingue les deux types de textures selon leur rugosité. Selon Hollins [Hollins07], les textures grossières seraient de période spatiale supérieure à 200 $\mu$ m et les textures fines de période spatiale inférieure à 200 $\mu$ m. D'autres études placent la limite entre texture fine et texture grossière à 1mm [Yoshioka01] ou 100 $\mu$ m [Miyaoka99]. [Gamzu95] explique que cette limite dépend notamment de la vitesse d'exploration. [Scheibert09.1] présente la limite comme relative à la périodicité des empreintes digitales, donc dépendante de la physiologie de la peau plus que des mécanorécepteurs.

#### i. Textures grossières

Pour la perception des textures grossières et des formes, il paraît établi que le codage est de type spatial [Connor92][Blake97][Yoshioka01][Miyaoka99][Srinivasan03][Hollins07], bien que ce soit remis en cause par Smith et al. [Smith02]. La rugosité serait codée par une différence de fréquences d'émission de potentiel d'action de zones distantes de 1-2mm [Connor92] (voir Figure 1.4.a). Ce traitement serait représenté par un filtre spatial de Gabor (Figure 1.4.b), similaire à celui du traitement visuel. Ce codage serait effectué par les mécanorécepteurs de type I, les plus densément présents au bout du doigt. [Toma95] remarque que les RAI ont des caractéristiques optimales pour une reconnaissance tactile active (avec mouvement) de textures. Il émet aussi l'idée que les SAI pourraient jouer un rôle important dans la régulation automatique de la pression tactile lors de l'exploration de surface, par exemple pour ajuster la force de contact afin de maximiser l'information perçue par les RAI. [Blake97] considère que seules les SAI joueraient un rôle dans la discrimination de textures grossières. [Johnson01] trouve pourtant une bonne corrélation entre la rugosité perçue et les signaux émis par les RAI. Cependant, cette corrélation reste plus faible que la corrélation avec les signaux des SAI.

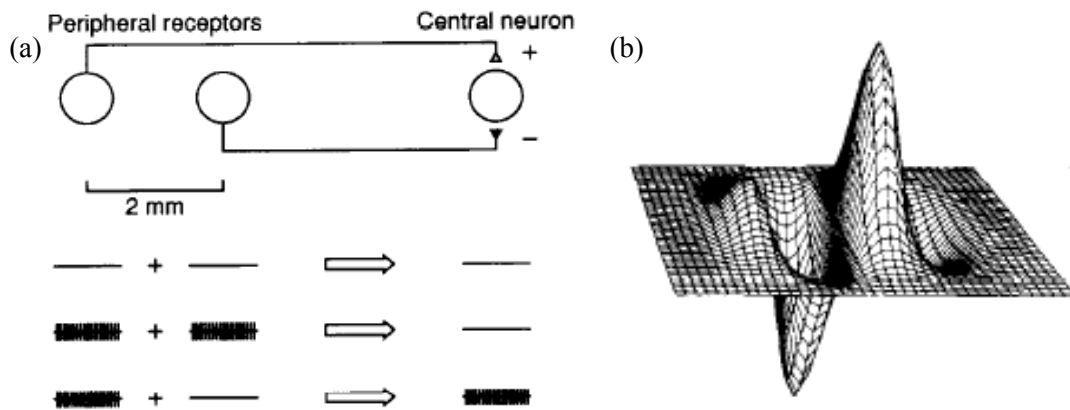


Figure 1.4: [Connor92] (a) Codage spatial de la rugosité "grossière" par excitation/inhibition. (b) Filtre spatial de Gabor associé au codage, trouvé optimum pour : période = 2.8 mm, Std = 1.12 mm.

#### ii. Corpuscules de Pacini pour les textures fines (vibrations)

Pour la perception des textures fines deux théories s'affrontent. La première théorie [Yoshioka01] considère que la rugosité fine est codée de la même façon que la grossière, c'est à dire par un codage spatial du même type que celui présenté dans la section précédente. La deuxième théorie [Hollins02] prévoit un codage temporel des vibrations produites à la surface de la peau, lors de l'exploration

tactile. Ce codage serait essentiellement véhiculé par les RAI pour les basses fréquences et par les PC pour les hautes fréquences [Hollins07].

Selon [Hollins02], les vibrations pourraient être codées par le volume (intensité en dB) et le pitch (fréquence fondamentale), mais aucun algorithme de codage n'est proposé. Il précise aussi, comme Martinot dans [Martinot06], que les phénomènes vibratoires sont très complexes et que beaucoup d'autres paramètres pourraient intervenir.

c) Une peau bien faite

Avec l'évolution de la puissance de calcul et des algorithmes de modélisation mécanique (Finite Element Method), la recherche s'est intéressée à l'importance du positionnement des mécanorécepteurs dans le doigt et au rôle mécanique de la structure de la peau (épiderme, derme, empreintes digitales).

[Shinoda00] montre, par un modèle en éléments finis (FEM) simplifié et une expérimentation, que le coefficient de friction peut être évalué par simple pression du doigt sur une surface. Avec un FEM de la peau plus complet, associé à une démonstration expérimentale sur un doigt artificiel, [Maeno03] montre que, lors d'une pression normale à la surface de contact, les contraintes latérales sont maximales sur les bords du contact. Maeno et al. ajoutent à la théorie de Shinoda et al. que la mesure du coefficient de friction par simple pression est optimale lorsque le capteur est positionné sur le bord du contact. La perception du coefficient de friction pourrait donc être réalisée par les SAI et FAI situés aux bords du contact, ceux-ci étant présents en grande densité près de la surface.

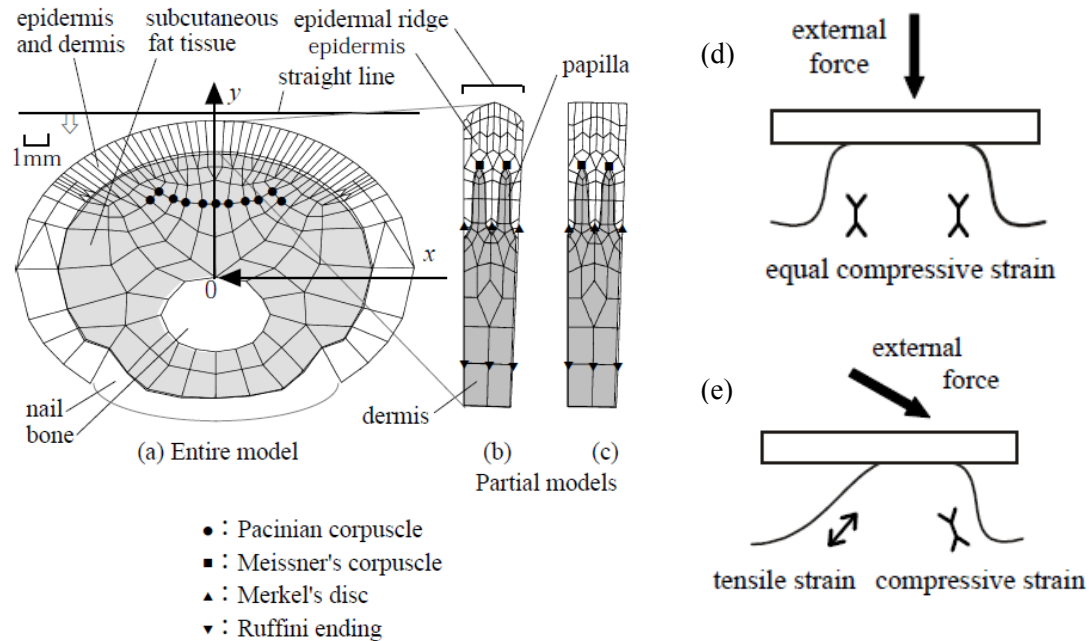


Figure 1.5 : Modèle par éléments finis de Maeno et al. (a) entier, (b) partiel avec empreintes digitales, (c) partiel sans empreintes digitales [Maeno98.2]. Les corpuscules de Meissner sont situés dans les creux de la couche papillaire mais au niveau du bord de la crête épidermique. À l'inverse, les disques de Merkel sont positionnés à la pointe des crêtes papillaires mais au centre des creux et crêtes épidermiques. (d) et (e) illustrent respectivement la distribution des contraintes lors de l'application d'une force normale (indentation) ou d'une force tangentielle (rugosité lors du glissement) [Yamada02].

Par ailleurs, la structure ondulatoire de l'épiderme jouerait plusieurs rôles dans la perception tactile. Dans [Maeno98.2], Maeno et al. réalisent un modèle en éléments finis d'une phalange de doigt,

(épiderme, derme, tissu sous-cutané, os), avec et sans empreintes digitales, et simulent l'application d'un stimulus sinusoïdale, glissant à la surface de la peau (période spatiale du stimulus d'environ 3 crêtes épidermiques). Dans ce modèle, les disques de Merkel se situent au niveau du centre des crêtes tandis que les corpuscules de Meissner se trouvent sur les bords des crêtes, tel qu'illustré dans la Figure 1.3 et la Figure 1.5. Tout d'abord, cette expérience montre que, par leur position relative aux crêtes, les corpuscules de Meissner (aux bords des crêtes épidermiques) seraient plus sensibles à la rugosité, et les disques de Merkel (au centre des crêtes et creux épidermiques) plus sensibles à l'indentation. Cela étend la théorie précédente, selon laquelle la friction est mieux perçue au bord du contact, au niveau de chaque crête épidermique en contact.

Les résultats de l'analyse FEM de [Maeno98.1] et [Maeno98.2] montrent aussi que le champ de contrainte se limite spatialement à la dimension de la crête, ne touchant que les mécanorécepteurs proches. Les mécanorécepteurs de « surface » (SAI, FAI) sont donc touchés indépendamment les uns des autres et ne répondent qu'au stimulus appliqué à la crête qui les surplombe. Etant donnée la taille des rugosités du stimulus sinusoïdal ( $\lambda=1\text{mm}$ ), ces résultats (indépendances spatiales des SAI et FAI) plaident en faveur d'un codage spatial des rugosités grossières.

D'autre part, les empreintes digitales (crêtes épidermiques du stratum corneum) permettraient de renforcer la friction et l'adhésion (termes explicités en 1.4), réduisant ainsi le minimum de force de contact nécessaire pour empêcher le glissement lors de la manipulation d'un objet [Jones06][Cartmill79]. Maeno et al. [Maeno98.2] montrent aussi que les empreintes augmentent la sensibilité des corpuscules de Meissner au phénomène de stick-slip, phénomène vibratoire qui pourrait notamment apparaître juste avant le glissement, et qui serait donc à l'origine de la détection du glissement, théorie soutenue dans [Yamada02] et [Kane99]. [Yamada02] montre, par une analyse de modèle en éléments finis suivie d'une réalisation expérimentale, que les empreintes digitales, par leur fragmentation de la surface de contact, permettent de détecter le début d'un glissement qui naît d'abord sur les crêtes épidermiques au bord du contact. Selon Yamada et al., cette détection permettrait aux FAI et SAI de réguler la force de contact nécessaire à la préhension d'un objet sans glissement.

Si l'on pousse cette dernière hypothèse un peu plus loin, on peut se demander si les empreintes digitales ne jouent pas un rôle d'amplificateur ou résonateur mécanique lors du glissement. Selon [Cauna54] et [Fearing85] les crêtes de l'épiderme amélioreraient la perception, chacune d'elles agissant comme un bras de levier pour amplifier les déformations présentes à la surface de la peau lors de la friction. Maeno et al. [Maeno98.1] avait pourtant montré que la contrainte moyenne au niveau des corpuscules de Pacini, les mécanorécepteurs susceptibles de percevoir les textures fines, ne sont pas affectées par la présence d'empreintes digitales. Toutefois, selon [Martinot06], ces crêtes épidermiques exciteraient avec des forces latérales impulsives, le matériau à sa fréquence de résonance, lors de l'exploration de sa surface. Les empreintes digitales présenteraient ainsi aux mécanorécepteurs des vibrations dont la fréquence serait caractéristique du matériau et de sa surface.

Prevost et al. démontrent expérimentalement dans [Scheibert09.1] et [Prevost09], que les empreintes digitales agissent comme un filtre spatial passe-bande autour de la fréquence spatiale des empreintes. Dans la première expérience, [Scheibert09.1] réalise deux prototypes de capteur tactile biomimétique basé sur un capteur de force tri-axes du LETI recouvert d'un enrobage en semi-sphérique en PDMS<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> PDMS : polydiméthylsiloxane est un élastomère qui appartient au groupe des silicones.



L'un est texturé d'un motif créneau de  $\lambda_c=220\mu\text{m}$  de période et de  $28\mu\text{m}$  de profondeur et l'autre est laissé lisse. Lors de l'exploration d'une texture constituée de reliefs en créneaux dont la distribution spatiale est aléatoire, le spectre associé à l'enrobage texturé laisse apparaître des raies aux fréquences spatiales correspondant à  $n/\lambda_c$ ,  $n$  entier positif. La deuxième expérience [Prevost09] consiste à mesurer les forces subies par la texture aléatoire lors d'une exploration avec un doigt. Le doigt est fixé, et la texture est déplacée perpendiculairement et parallèlement à l'orientation des empreintes. L'exploration perpendiculaire aux empreintes montre un gain de 100 sur l'ensemble du spectre par rapport à celle parallèle aux empreintes. Ce gain est multiplié par 4 autour de la fréquence spatiale moyenne des empreintes digitales du doigt considéré. Scheibert, Prevost et Debrégeas montrent ainsi que les empreintes digitales ont un rôle d'amplificateur des phénomènes de friction. Combinées à une surface de contact de dimension largement supérieure à la période des empreintes, elles agissent comme un filtre spatial passe-bande autour de la fréquence des empreintes digitales. Enfin, pour une vitesse d'exploration typique des expériences neuro-physiques sur la perception tactile humaine ( $10$  à  $50\text{ mm}\cdot\text{s}^{-1}$  [Smith02][Hollins07]), la fréquence de vibration transmise par les empreintes digitales aux mécanorécepteurs correspondrait à la bande passante des corpuscules de Pacini. Ces conclusions favoriseraient donc l'hypothèse d'une participation des corpuscules de Pacini, via un codage temporel, dans la reconnaissance des textures.

Enfin, dans la littérature, les crêtes papillaires de fréquence d'ondulation environ double de celle des crêtes épidermique ont un rôle un peu flou. Maeno et al. [Maeno98.1] avait montré que les contraintes appliquées sur les crêtes épidermiques se transmettent en profondeur via les crêtes papillaires (voir Figure 1.5). Dans un premier temps, en similitude avec les empreintes digitales en surface de l'épiderme, Gerling et al. [Gerling05] avaient proposé l'idée que les ondulations papillaires à l'interface avec le derme pourraient amplifier les contraintes provenant de l'épiderme. Cependant, Gerling [Gerling06] revient sur cette hypothèse en montrant, grâce à une FEM, que l'ondulation à cette interface, comparée à une interface plane, tend plutôt à diminuer la transmission des contraintes. Gerling et al. prêtent alors un rôle non pas de transmission mais de protection mécanique aux ondulations papillaires. La structure ondulatoire de la couche papillaire favoriserait la flexibilité de l'épiderme, couche dure de la peau. D'autre part, les crêtes papillaires permettraient une meilleure cohésion entre le derme et l'épiderme, limitant ainsi le décollement des deux tissus et la formation d'ampoules. Toutefois, Gerling et al. montrent que la distribution des contraintes est meilleure à l'interface entre la couche dure et la couche molle, qu'à l'intérieur de l'une ou l'autre de ces couches.

L'ensemble de ces hypothèses concernant l'influence mécanique de la structure de la peau nous amènent à nous poser la question des phénomènes physiques intervenant lors du contact et de la friction de la peau sur une surface. La partie suivante présente quelques éléments utiles pour cette thèse dans le domaine de la physique des surfaces et de la mécanique des solides.

## 1.4 Physique de la friction

Comme les mécanorécepteurs, responsables du sens du toucher, qui sont implantés sous la peau, les capteurs tactiles artificiels utilisés pour le toucher artificiel sont le plus souvent recouverts ou noyés dans matériau mou appelé enrobage. L'enrobage, qu'il soit naturel ou artificiel, a d'abord un rôle protecteur pour ces capteurs. Mais comme le montrent les différentes études présentées dans la partie 1.3.2, la peau (enrobage naturel des mécanorécepteurs) joue aussi un rôle important dans la perception des surfaces et la transmission des efforts subis en surface. La perception des textures se faisant par

friction de la peau sur une surface, la physique de la friction est une part importante dans la compréhension du toucher.

Bien que les phénomènes liés à la friction aient été d'une importance centrale pour l'Homme, le terme de tribologie n'est proposé qu'en 1968 par G. Salomon pour désigner la science qui étudie les phénomènes susceptibles de se produire entre deux systèmes matériels en contact, immobiles ou animés de mouvements relatifs. La tribologie est la science qui s'intéresse aux phénomènes de frottements, à l'usure et à la lubrification.

La raison de l'émergence tardive de cette science tient probablement à l'intérêt grandissant pour la réduction des coûts en énergie, et l'augmentation de la fiabilité et de l'efficacité des machines. Avec la miniaturisation des machines et grâce à l'évolution de la science et des technologies, la tribologie répond alors à la nécessité de comprendre les phénomènes de friction et d'adhésion au niveau moléculaire.

Sans entrer dans les détails de la tribologie, l'état de l'art présenté dans cette partie donne une vue d'ensemble de la physique de la friction dite sèche, considérant le glissement entre deux solides non-lubrifiés.

### 1.4.1 Historique de la Friction

La première application de la friction par l'Homme remonte à la période préhistorique avec la maîtrise du feu grâce à l'échauffement thermique. Puis vient l'invention de la roue datée à 3500 av. J.-C, qui permet de minimiser le travail nécessaire au transport de marchandise. Pendant la Renaissance, l'étude de la friction progresse considérablement notamment avec les travaux de Leonard de Vinci dans les écrits duquel on voit apparaître le concept de coefficient de friction comme le rapport entre la force de friction et la force normale qui maintient les deux corps en contact,  $\mu = F/N$ . En 1699, Guillaume Amontons formule deux lois essentielles de la friction [Amontons1699]:

1. La force de friction seuil (tangentielle à la surface de contact) nécessaire pour mettre en glissement deux solides en contact est directement proportionnelle à la force normale appliquée.
2. Le coefficient de friction  $\mu$  est indépendant de la surface de contact apparente<sup>1</sup>.

Amontons pense que la résistance qu'il faut franchir pour initier le glissement, exprimée par la force de friction, provient des aspérités ou des rugosités des surfaces des deux corps en contact. Le coefficient de friction serait donc dépendant des deux matériaux en contact et de leur état de surface.

Les deux lois d'Amontons définissent donc le coefficient de friction statique  $\mu_s$  comme une caractéristique du couple de corps en contact indépendante de la force normale appliquée. Il est

---

<sup>1</sup> La surface de contact apparente, qui considère la surface délimitée par le périmètre global du contact (sans prendre en compte les rugosités), est à différencier de la surface de contact réelle qui ne tient compte que des surfaces en contact au niveau de l'atome. Pour Amontons, contrairement à une surface de contact apparente qui ne varie pas avec la force normale, la surface de contact réel est proportionnelle à la force normale. Ou encore, pour une même force normale (ou un même poids), on aura la même friction pour un petit ou un gros bloc, car la surface de contact réelle est la même pour les deux blocs. La 2<sup>ème</sup> loi d'Amontons n'est donc pas valable pour les matériaux élastiques ou déformables.

exprimé selon l'équation (1.1), où  $F_{Ts}$  est la force tangentielle à la surface (ou force de friction) nécessaire à la mise en glissement de deux corps, pour une force normale  $F_N$  à la surface de contact.

$$\mu_s = \frac{F_{Ts}}{F_N} \text{ en statique} \quad (1.1)$$

Cette théorie sera largement soutenue par Charles Augustin Coulomb, qui la complètera par une nouvelle loi sur l'état dynamique du système de deux corps en contact [Coulomb1785]:

3. La friction cinétique est indépendante de la vitesse de glissement.

Coulomb définit alors le coefficient de friction dynamique  $\mu_k$  comme une seconde caractéristique des deux corps en contact, indépendante de la force normale, qui s'exprime selon l'équation (1.2). Il observe aussi que le coefficient de friction statique est souvent plus grand que le coefficient de friction dynamique.

$$\mu_k = \frac{F_T}{F_N} \text{ lors du glissement, } \mu_k \leq \mu_s \quad (1.2)$$

Quelques années après Amontons, John Theophilus Desaguliers tentera d'expliquer les écarts observés entre théorie et pratique par l'introduction de forces de cohésion (adhésion) entre les deux corps, théorie qui restera sous silence pendant presque 200 ans. A la même période, cette idée sera soutenue par Coulomb qui formule alors la force de friction cinétique sous l'expression générale:  $F_T = A_T + \mu \cdot F_N$  avec  $F_T$  la force de friction,  $A_T$  la force d'adhésion (tangentielle) et  $F_N$  la force normale au niveau du contact.

Au début du XX<sup>ème</sup> siècle, la théorie de l'adhésion fut reprise par Tomlinson puis Bowden, Tabor et Hughes comme la meilleure alternative aux lois d'Amontons et de Coulomb qui n'expliquait pas la totalité des phénomènes de friction observés. Cette théorie mettait en avant l'adhésion moléculaire formée par les interactions entre molécules au niveau des points de contact aboutissant à des modèles tenant compte de la surface de contact réelle.

L'ensemble de ces lois, ainsi que les modèles formulés durant cette période, se rapportent à des déformations dites plastiques, c'est-à-dire non réversibles, qui concernent notamment le métal. Pour les matériaux élastiques ou viscoélastiques telles que les polymères, ces théories s'avèrent beaucoup moins fiables pour la détermination du coefficient de friction.

Les détails de cet historique peuvent être retrouvés dans [Buehler06]. Persson présente dans [Persson00] l'ensemble de la théorie de la friction se rapportant aux déformations plastiques avec les améliorations apportées par les recherches récentes.

## 1.4.2 Friction des polymères

L'application de la théorie de la friction « classique » aux matériaux à déformation élastiques ou viscoélastiques, comme les élastomères, ne donne qu'une approximation grossière des phénomènes de friction observés. Elle a toutefois le mérite d'avoir posé les fondements de la physique de la friction moderne.

Ariano observe en 1929 que la force de friction du caoutchouc augmente avec la vitesse de glissement, ce qui fut confirmé par Roth en 1942 avec l'étude du glissement du caoutchouc sur du métal. Roth observa aussi le phénomène dit de stick-slip au-delà d'une certaine vitesse, phénomène abordé en 1.4.3. Dans la même étude, Roth observe que le coefficient de friction cinétique diminue avec l'augmentation de la force normale. Une variation typique du coefficient de friction cinétique en fonction de la force normale appliquée au frottement du polytétrafluoroéthylène (Téflon®) est illustrée par la Figure 1.6.

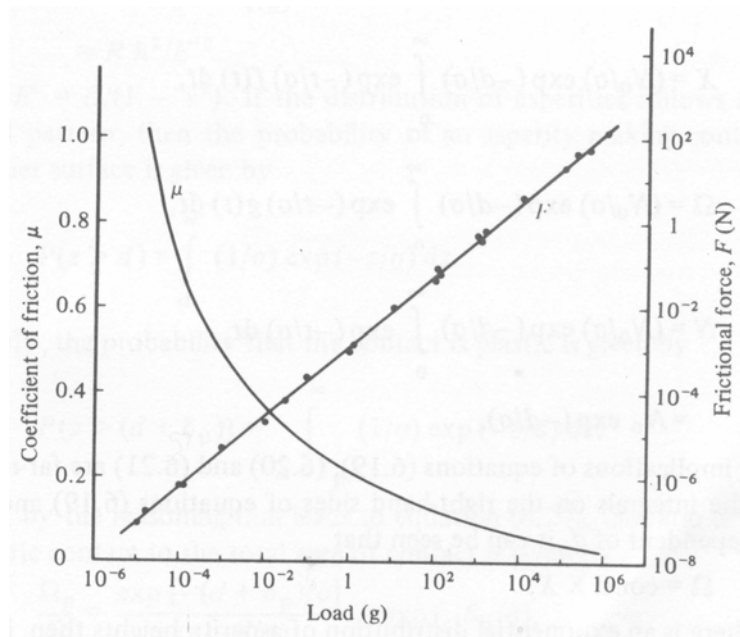


Figure 1.6: Force de friction et coefficient de friction cinétique en fonction du poids pour le polytétrafluoroéthylène (extrait de [Cherry81] p.105).

La relation de friction peut être représentée par :  $F_T = k \cdot F_N^{2/m}$  et donc  $\mu_k = F_T/F_N = k \cdot F_N^{(2-m)/m}$  avec  $k$  une constante et  $2 < m < 3$  pour les déformations viscoélastiques,  $m=2$  pour les déformations plastiques,  $m=3$  pour les déformations élastiques.

Cette relation s'expliquerait par une dépendance non-linéaire de la surface de contact réelle à la force normale pour des déformations élastiques et viscoélastiques, alors qu'elle serait linéaire pour les déformations plastiques. La théorie de Hertz prédit que, pour le contact entre une demi-sphère élastique et un plan, l'aire de contact réelle est proportionnelle à la force normale à la puissance  $2/3$  [Persson00].

Schallamach étudia les effets de la vitesse et de la température sur la friction des élastomères [Schallamach53]. Il observa qu'à température constante, la force de friction croît avec la vitesse de glissement, et qu'à vitesse constante elle décroît avec l'accroissement de la température. Il conclut que le glissement à l'interface provient seulement d'un mécanisme d'adhésion avec la formation et la rupture thermique de liaisons moléculaires. [Mailhot01] fait l'étude mécanique d'un polyuréthane thermoplastique avec un Microscope à Force Atomique (AFM). Il constate que, pour une vitesse de  $4$  à  $24 \mu\text{m} \cdot \text{min}^{-1}$  et une force normale de  $10 \mu\text{N}$  à  $500 \mu\text{N}$ , le coefficient de friction diminue avec l'augmentation de la vitesse et de la force normale. Enfin, Persson [Persson00] énonce aussi que le coefficient de friction dépend de la rugosité et du temps de relaxation du matériau.

Les lois générales énoncées dans la littérature du domaine sont souvent empiriques et complexes, et la recherche sur la friction des élastomères est toujours d'actualité [Thomine04]. Ces théories s'avèrent difficilement exploitables pour notre système de toucher artificiel, car dépendante des matériaux et de la forme des corps en friction, mais elles donnent une idée des phénomènes que nous pouvons observer. Nous nous sommes tout de même intéressés d'un peu plus près au phénomène dit de « stick-slip », rencontré au cours de certaines de nos expériences.

### 1.4.3 Phénomène de stick-slip

Pour certains types de matériaux et dans certaines conditions de vitesse et de force normale, le glissement peut s'avérer non-stationnaire. Le phénomène dit « stick-slip » (adhésion-glissement) est un glissement saccadé non-stationnaire qui apparaît notamment en présence de matériaux viscoélastiques. Ce phénomène est par exemple à l'origine du crissement produit par le frottement du doigt (viscoélastique) sur une vitre (verre lisse). Le glissement stick-slip a été observé lors de l'exploration tactile de texture [Smith02], et étudié au niveau des empreintes digitales [Yamada02]. Nous avons aussi observé ce phénomène lors de certaines expériences. Voici donc une description du glissement de stick-slip et l'évolution du phénomène en fonction de la vitesse, la température et de la force normale appliquée lors du glissement.

#### a) Explication du phénomène

Le stick-slip est un phénomène d'oscillation entre adhésion et glissement qui s'observe lorsque  $\mu_s > \mu_k$  et lorsque la force tangentielle diminue avec l'augmentation de la vitesse [Savkoor01]. Un exemple du phénomène de stick-slip que chacun a déjà pu observer est celui de la craie qui crisse sur le tableau. Le glissement stick-slip peut se décomposer en 2 phases :

1. L'adhésion, pendant laquelle la force tangentielle augmente jusqu'à atteindre la force nécessaire pour débiter le glissement,  $F_T = \mu_s \cdot F_N$ . Il y a alors décrochage.
2. Le glissement, pendant lequel la force tangentielle diminue brusquement avec le passage de  $\mu_s$  à  $\mu_k$  et l'augmentation brusque de la vitesse du corps en glissement, jusqu'à l'arrêt du glissement. Avant l'arrêt du glissement on a  $F_T > \mu_k \cdot F_N$ .

Ce phénomène peut se modéliser par une masse  $M$  qu'on tire via un ressort de raideur  $k_s$  à une vitesse constante  $v_s$  (voir Figure 1.7). La masse reste immobile tant que la force de traction est inférieure au coefficient de friction statique. Lorsque la force de traction est suffisante la masse se met en mouvement. La force de frottement diminue avec la diminution brusque du coefficient de friction. La résultante des forces tangentielles est dans le sens du mouvement : la masse accélère jusqu'à une vitesse supérieure à la vitesse de traction. Lorsque le ressort n'exerce plus assez de force tangentielle pour le coefficient de friction dynamique, la masse s'arrête. On se retrouve donc au point de départ.

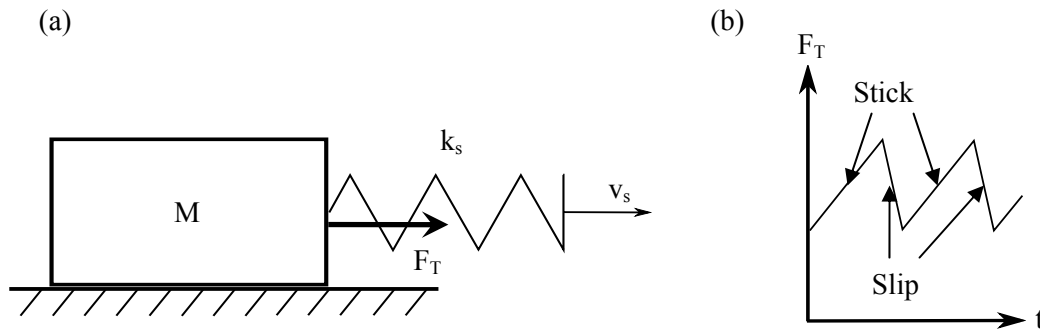


Figure 1.7: (a) Phénomène stick-slip d'une masse tirée par un ressort de raideur  $k_s$  à une vitesse  $v_s$ . (b) Evolution de la force tangentielle au cours du temps.

#### b) Paramètres intervenant dans le stick-slip

Savkoor [Savkoor01] résume les récentes découvertes faites sur la friction en présence d'un matériau viscoélastique. Prenant le SBR<sup>1</sup> comme exemple, il constate que l'évolution du coefficient de friction en fonction de la vitesse de glissement  $v_s$  a souvent une forme de cloche (deux cloches si l'on considère les vitesses positives et négatives) avec un coefficient de friction maximum  $\mu_m$  pour une certaine vitesse  $v_s = v_m$ . Le phénomène de stick est observé pour une vitesse de glissement  $|v_s| > v_m$ . [Savkoor01] observe aussi que l'amplitude des oscillations diminue généralement avec l'accroissement de la vitesse de glissement. Il constate aussi que pour le SBR le phénomène apparaît à faible température, quand la friction diminue avec l'augmentation de la vitesse. Persson [Persson00] ajoute que la friction s'apparenterait à un phénomène de stick-slip mais au niveau microscopique.

Dans le cadre de nos travaux, l'étude de la friction peut être complexe, particulièrement lors de l'utilisation de matériaux viscoélastiques comme le polyuréthane que nous utilisons. Dans un premier temps, nous considérerons les lois d'Amontons et de Coulomb comme de bonnes approximations des phénomènes observés. L'étude bibliographique décrivant la friction plus précisément, en particulier la friction en présence d'un polymère, donne un point de vue global sur les paramètres pouvant agir sur la friction, tel que la température, la vitesse, la force normale, de façon à pouvoir justifier certains phénomènes observés, comme le stick-slip.

## 1.5 Métrologie du toucher

Dans les applications actuelles de dispositifs de toucher artificiel, telles que la tenue d'objets et la reconnaissance de textures de surface, on accorde beaucoup d'importance à trois paramètres physiques que sont le coefficient de friction, la rugosité et la dureté. La définition physique de ces paramètres

<sup>1</sup> Le Styène-butadiène ou Styrene-Butadiene Rubber (SBR) est un copolymère de butadiène et de styrène. Mélangé à des huiles minérales, des hydrocarbures aliphatiques, aromatiques ou chlorés, il garde sa stabilité dans une gamme de températures allant de -40 °C à +100 °C. Il est très utilisé dans la fabrication des pneumatiques : il possède une grande résistance à l'abrasion, au vieillissement et à l'ozone (extrait de Wikipédia).

n'est pas triviale et dépend le plus souvent de la méthode de mesure utilisée. Par ailleurs, des instruments de mesure ont été conçus pour une analyse physique particulière de certains matériaux, avec pour objectif de pouvoir corréler les mesures aux résultats d'une analyse sensorielle [Soufflet07]. L'approche instrumentale la plus renommée est celle de Kawabata [Kawabata75.1][Kawabata80], avec le Kawabata Evaluation System (KES) dédié à l'évaluation de la main d'un tissu<sup>1</sup>.

Cette partie décrit, dans un premier temps, quelques méthodes communément utilisées pour évaluer le coefficient de friction, la dureté et la rugosité d'un échantillon. Dans un second temps, nous faisons une courte présentation du système KES.

### 1.5.1 Evaluation de paramètres physiques

#### a) Coefficient de friction

Le coefficient de friction décrit plus haut est calculé grâce à la mesure de la force tangentielle et de la force normale. La méthode la plus connue pour évaluer les coefficients de friction statique et dynamique consiste à mesurer la force tangentielle nécessaire au glissement sur la surface à analyser, d'un objet de masse connue (le plus souvent un bloc d'acier).

Pour mesurer le coefficient de friction statique, la surface à analyser est placée sur un plan inclinable. L'angle  $\theta_s$  à partir duquel l'objet se met en glissement permet d'obtenir la force normale et la force tangentielle en fonction du poids  $P$  de l'objet ( $F_N = P \cdot \cos(\theta)$ ,  $F_T = P \cdot \sin(\theta)$  donc  $\mu_s = \tan(\theta_s)$ ).

Pour déterminer le coefficient de friction dynamique, la surface est placée sur un plan horizontal. A vitesse constante, la force de traction nécessaire au glissement de l'objet sur la texture, associée au poids de l'objet, permet de déduire le coefficient de friction dynamique.

Ces méthodes sont celles déjà utilisées par Amontons et Coulomb en leur temps. Cependant, le coefficient de friction est dépendant du matériau de l'objet mis en glissement et la mesure n'est par conséquent plus intrinsèque à l'échantillon considéré. Pour remédier à cet inconvénient, la mesure peut être faite en fixant un échantillon de même nature que celui analysé sous le bloc en glissement. De cette manière, on évalue le coefficient de friction de la texture vis-à-vis d'elle-même, ce qui peut constituer une mesure intrinsèque à la texture. Ces méthodes présentent un autre inconvénient, particulièrement avec des matériaux facilement déformables. Suivant la forme et la masse du bloc, celui-ci peut engendrer une déformation du matériau exploré à l'avant du contact (par exemple, un plissement du tissu). La force de tangentielle ne mesure alors pas seulement la force de cisaillement nécessaire au glissement, mais aussi celle permettant une déformation suffisante de l'échantillon pour avancer. Ce problème est abordé par [Michielsen06], notamment avec les textiles, où le coefficient de friction mesuré dépend alors de l'épaisseur du tissu. Afin de ne pas considérer la déformation dans la mesure de la force tangentielle, Michielsen met en place un objet composé de deux blocs d'acier, l'un au centre de l'autre. Le bloc périphérique déforme le matériau, le bloc central permet de mesurer la force tangentielle effective au glissement et d'en déduire le coefficient de friction dynamique.

---

<sup>1</sup> La main d'un textile est un terme utilisé dans le domaine de l'industrie textile pour désigner la perception tactile obtenue lors de la manipulation du textile. Il regroupe ainsi l'ensemble des descripteurs tactiles relatifs à ce matériau.

Enfin, comme il a été dit précédemment, le coefficient de friction est dépendant des matériaux des deux surfaces en présence. Ainsi, afin de mesurer le coefficient de friction spécifiquement engendré par le doigt d'un sujet, une équipe du NPL a développé, dans le cadre du projet MONAT, un support d'échantillon instrumenté. Celui-ci comporte des capteurs permettant de mesurer en continu les forces normales et tangentielles, ainsi que la position d'un objet explorant la surface de l'échantillon considéré. De cette manière, le coefficient de friction qui nous intéresse dans le cadre de la reconnaissance tactile de texture, c'est-à-dire celui du doigt d'un sujet lors de l'exploration tactile d'une texture, peut être directement mesuré.

#### b) Dureté

La dureté possède plusieurs définitions et méthodes d'évaluation selon le type de matériau considéré. La méthode la plus communément utilisée consiste à caractériser la résistance du matériau à la déformation sous indentation, par le biais de l'enfoncement d'un indenteur de nature et de formes géométriques définies. Pour les matières à comportement plastique, la valeur qualifiant la dureté correspond au rapport entre la charge appliquée et la surface en creux de l'empreinte après indentation. Pour les matériaux à caractère élastique ou viscoélastique, la valeur de dureté décrit, de fait, la raideur du matériau, c'est-à-dire le rapport entre la force appliquée et l'enfoncement. Cette relation, fournie par la déformée d'un ressort calibré, conduit à une échelle de dureté dans la gamme [0 - 100], dont les valeurs s'expriment en shore. Cette échelle ne pouvant couvrir toute la gamme de ces matériaux dont les propriétés mécaniques sont réversibles, la mesure shore fait appel à plusieurs types d'appareillages différenciés par la forme de l'indenteur et la raideur du ressort de calibration (Shore A, B, C, D, 0, 00, 000) [CEMAS].

#### c) Rugosité

La rugosité « physique » décrit la géométrie de la surface. La rugosité paraît être un paramètre caractéristique d'une surface qui intervient sur les variations de la force normale et de la force tangentielle. Mais ce paramètre est difficile à définir précisément, car les surfaces ont souvent une structure assez désordonnée qu'il est difficile de résumer en un seul paramètre caractéristique. On peut donc définir une surface par la profondeur ou la largeur moyenne des rugosités, par leur longueur d'onde ou leur répartition spatiale. Pour rendre compte de l'aspect multi-échelles de la topologie qui correspond le mieux à la réalité des surfaces, une équipe du Laboratoire de Tribologie et Dynamique des Systèmes (LTDS) s'est intéressée à l'estimation de la dimension fractale de la surface [Zahouani98]. L'aspect multi-échelles est notamment développé par cette même équipe, avec l'étude de la caractérisation de la topologie d'une surface en ondelettes 2D continues, qui permet d'obtenir une analyse de la rugosité à différentes échelles [Zahouani08]. Par ailleurs, les normes internationales concernant la rugosité (ISO 4287, 12085, 13565), définies il y a quelques années, répertorient un ensemble de paramètres (rugosité moyenne, rugosité maximale, etc.) ainsi que quelques renseignements sur leurs méthodes de mesure [Zani03].

Beaucoup d'appareils de mesure de la rugosité (à toutes échelles) ont été développés, essentiellement pour les besoins de la mécanique industrielle et automobile (étude de l'usure des engrenages, des pistons, etc.). Il s'agit souvent de profilomètres (mesure du profil de surface). Certains, avec contact, mesurent les efforts présents au bout d'une pointe (pointe diamant, palpeur à bille, AFM). D'autres sont sans contact (optiques). Par l'association de profils pris à des positions différentes, on peut alors reconstituer la surface 3D de l'échantillon et en extraire les paramètres caractéristiques tels que ceux donnés dans le paragraphe précédent.



### 1.5.2 Systèmes adaptés à la caractérisation tactile de texture

Dans le but d'objectiver la main des étoffes (voir <sup>1</sup>, p. 30), une équipe japonaise dirigée par Kawabata a réalisé une étude fondée sur l'hypothèse que la perception tactile des textiles est explicable par certaines propriétés mécaniques du textile [Kawabata75.2]. Dans un premier temps, Kawabata définit, à l'aide d'un groupe d'experts issus de l'industrie textile (Hand Evaluation and Standardization Committee), un référentiel tactile pour le textile, composé de 8 descripteurs tactiles, dits main primaires, et définis sur une échelle allant de 0 à 10 (Hand Value). A ce référentiel est associé un jeu d'environ 200 échantillons représentatifs des 8 descripteurs. La qualité globale du tissu (Total Hand Value) est enfin évaluée selon un dernier axe allant de 0 (main hors d'usage) à 5 (main excellente). Un modèle linéaire est enfin développé afin de modéliser le THV en fonction du référentiel tactile.

Propriétés	Paramètres		
	Nom	Code	Unité
TRACTION (Tensing)	Linéarité de comportement à la traction	LT	-
	Energie de traction	WT	J/m <sup>2</sup>
	Résilience ou Elasticité (capacité de restitution de l'énergie de traction lors du recouvrement)	RT	%
CISAILLEMENT (Shearing)	Raideur de cisaillement à 2.5 degrés	G	N/m.degré
	Hystérésis à 0.5 degré	2HG	N/m
	Hystérésis à 5 degré	2HG5	N/m
FLEXION (Bending)	Raideur de flexion à 1 cm-1 de courbure	B	N.m <sup>2</sup> /m
	Hystérésis à 1 cm-1	2HB	mN.m/m
COMPRESSION	Linéarité du comportement à la compression	LC	-
	Energie de compression (travail de la pression durant le temps de compression)	WC	J/m <sup>2</sup>
	Résilience (capacité de restitution de l'énergie de compression lors du recouvrement)	RC	%
SURFACE	Coefficient de frottement	MIU	-
	Variation moyenne du coefficient de frottement	MMD	-
	Rugosité, variation moyenne du relief sur un cycle de défilement	SMD	m
STRUCTURE DU TISSUS	Densité de poids	W	mg/cm <sup>2</sup>
	Epaisseur	T	mm

Tableau 1.4: Les 16 paramètres KES-F décrivant les propriétés mécaniques des textiles, d'après [Kawabata80]/[Soufflet07].

En parallèle de cette étude sensorielle, Kawabata définit un ensemble de 16 propriétés mécaniques associées à la main des textiles (voir Tableau 1.4). Ces propriétés sont regroupées selon 5 catégories (traction, cisaillement, flexion, compression, surface et structure du tissu), pour lesquelles il développe 5 modules de mesure constituant le Kawabata Evaluation System for Fabrics (KES-F). Les déformations ou les efforts sont modulables pour rester dans les limites d'élasticité des produits. Les vitesses de déformation sont lentes afin d'éviter les effets visqueux inhérents au comportement

rhéologique des produits. De plus, les déformations sont non destructives et réversibles, autrement-dit chaque test permet d'effectuer un cycle complet de déformation/recouvrement.

A partir des mesures de propriétés mécaniques, des modèles mathématiques sont alors obtenus (selon une méthode de régression *stepwise*) permettant de prédire les HV et d'en déduire le THV via le modèle linéaire déterminé auparavant.

Le KES-F s'avère très utile pour déterminer un ensemble de propriétés mécaniques de manière fiable et précise. De plus, ces propriétés sont incontestables et restent une preuve scientifique des propriétés mécaniques des étoffes. Pour ces raisons, l'instrument de mesure KES a par la suite été adapté à la mesure des propriétés de matériaux autres que le tissu, tel que le papier. Il reste cependant adapté aux échantillons de matériaux souples et de faible épaisseur, ce qui limite beaucoup son utilisation. Enfin, ce système présente un inconvénient majeur. Les descripteurs ont été établis selon la culture et le vocabulaire japonais (*numeri*, *shari*, *koshi* etc.). La langue japonaise faisant l'usage d'un vocabulaire imagé, la traduction des termes s'avère difficile voire incohérente avec notre perception tactile [Dhingra83]. Par exemple, le descripteur *Numeri* est défini par une sensation *Lisse*, *Soyeuse*, et *Elastique* à la flexion. Cela rend donc toute la partie analyse sensorielle de ces travaux quasiment inutilisable. Pour plus de détails sur le système KES-F et les différentes approches relatives à la caractérisation tactile des textiles, on peut se référer à la thèse d'Ivanne Soufflet [Soufflet07].

Dans la lignée des recherches menées par Kawabata, Sakagushi et al. présentent en 1994, dans [Sakaguchi94], un appareil permettant la discrimination de différents types de matériaux, un peu sur le même principe que le KES-F. L'appareil paraît complexe et plutôt encombrant, et il ne ressemble pas à un doigt artificiel. Mais un ensemble d'actionneurs et de capteurs (forces, microphone, température etc.) lui ont permis d'explorer plusieurs textures automatiquement et d'établir un algorithme de discriminations de différents matériaux (métaux, bois, tissu, papiers). Sakagushi et al. se concentrent alors sur les échantillons de textiles et de papiers. Ils réalisent une étude comparative entre une expérience de classification réalisée avec trois sujets et la même expérience réalisée avec le système conçu.

Enfin, dernièrement Zahouani et al. ont développé une sonde tribo-acoustique s'intéressant de la caractérisation tactile de texture [Zahouani05]. Cette sonde tribo-acoustique est composée d'un corps creux résonnant sphérique, à l'intérieur duquel un microphone enregistre le son émis par les frottements du corps creux sur une texture. Zahouani et al. y ont ajouté un ensemble de jauges et de capteurs d'efforts permettant de mesurer la force normale et la force tangentielle subie par le corps creux. Cet appareil est utilisé entre autres pour quantifier la douceur de la peau afin d'obtenir un jugement « objectif » de l'efficacité de produits cosmétiques. Bien que la sonde tribo-acoustique présentée ici ne semble pas être adaptée à des tâches de préhension d'objet, elle constitue toutefois un cas à part parmi les systèmes de caractérisation tactile de textures, car elle est de taille réduite et est destinée à être manipulée à main levée sur tout type de surface. En conséquence, cette sonde pourrait très bien être placée sur un bras robotisé.

La majorité des systèmes décrits ci-dessus sont souvent de taille imposante, et il est par conséquent difficilement envisageable de les intégrer dans un système s'apparentant à une main artificielle. Ces systèmes posent par ailleurs la question de la sur-précision des mesures, qui peut s'avérer couteuse pour l'élaboration de textures de manière industrielle. Dans le but de se rapprocher au plus près des capacités et des fonctionnalités réelles du doigt humain, une partie des études sur le toucher artificiel

se sont attachées à reproduire la structure physiologique du doigt. La partie suivante recense quelques doigts artificiels développés avec cette approche biomimétique.

## 1.6 Doigts artificiels existants

Ces 15 dernières années, nous avons vu apparaître un certain nombre de capteurs tactiles. Pour palier à un problème de la robotique, la manipulation d'objet de toutes sortes, ces capteurs ont d'abord été développés pour la détection du glissement et la reconnaissance de formes. Par la suite, le domaine s'est intéressé à la perception des textures de surface.

Cette partie est destinée à décrire un certain nombre de systèmes assimilables à des doigts artificiels ayant été utilisés pour des applications se rapportant à la perception des textures. Les doigts artificiels existants appliqués à la perception de textures sont ici distingués selon deux catégories. Ceux intégrant une technologie différente de la notre sont historiquement les premiers doigts artificiels à avoir été développés. Ils sont présentés dans la première section de cette partie. Ceux intégrant des capteurs d'effort tri-axes similaires au notre mesurent les 3 composantes dans les 3 directions (x,y,z) de l'effort qui leur est appliqué. Ces capteurs tri-axes, plus récents et dont certains commencent à être commercialisés, comportent encore peu de littérature sur leur utilisation. La seconde section de cette partie présente des doigts artificiels intégrant des capteurs d'effort tri-axes.

### a) Doigts artificiels multi-capteurs

A notre connaissance, l'un des premiers doigts artificiels développés dans le but de caractériser les textures et les petits éléments de surface a été celui de Howe [Howe93]. Il est constitué, par analogie avec un doigt, d'un os au centre enrobé d'une mousse et d'une peau en caoutchouc. Deux bandes piézoélectriques, intégrées dans une peau, permettent de mesurer les contraintes. Ce doigt artificiel, présenté sur la Figure 1.8, permet de détecter des éléments indenteurs de  $6.5\mu\text{m}$  de hauteur, cependant les auteurs de [Howe93] ne mentionnent aucun test sur des textures non-artificielles (tissu, bois...).

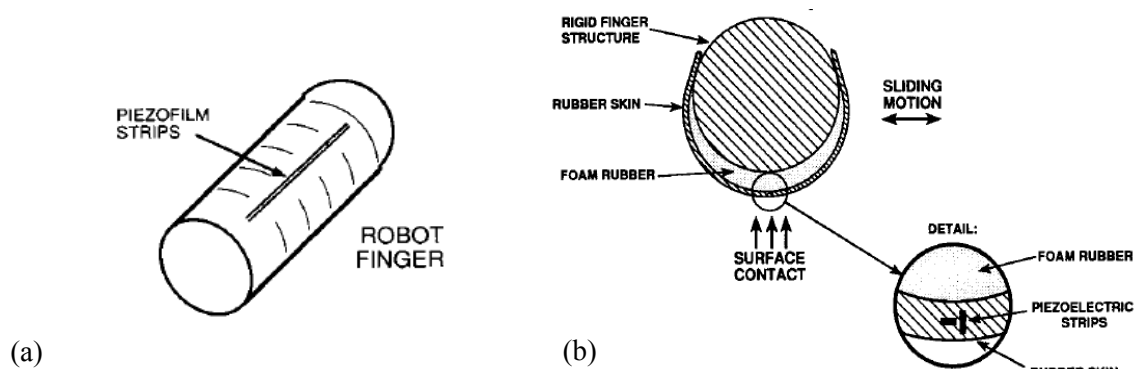


Figure 1.8: Doigt de robot développé par Howe et al [Howe93]. (a) Vue d'ensemble. (b) Vue en coupe.

Un doigt artificiel avec une structure similaire à celui de Howe a été développé par Tanaka [Tanaka03], mais pour une application plus précise, la caractérisation de la peau. Les éléments de mesure sont une jauge de contrainte, pour contrôler la force d'appui, et un film de polyvinylidène fluorure (PVDF), pour mesurer la contrainte de cisaillement. Il détermine par un traitement en ondelettes du signal issu du PVDF que la variance représente la rugosité et la dispersion fréquentielle

de puissance représente la dureté. Avec ce prototype portable, Tanaka arrive difficilement à différencier 3 types de peaux complètement différentes. Un autre prototype est développé en 2005 [Takana05], cette fois monté sur un dispositif de mesure motorisé en rotation, permettant une meilleure maîtrise de la force d'appui et de la vitesse de déplacement. Un nouveau traitement du signal est proposé où la variance représente la rugosité et un certain temps « de réaction » de la surface représente la dureté. Tanaka et al. arrivent ainsi à différencier 15 types d'élastomères de dureté et rugosité différentes. Les résultats sur peau in vivo restent toutefois peu convaincants.

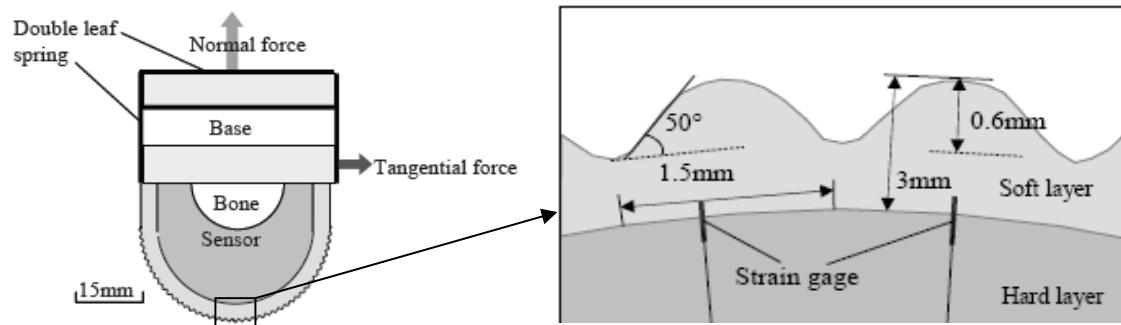


Figure 1.9: Doigt artificiel de Mukaibo [Mukaibo05]. Les efforts sont mesurés par des capteurs de force à ressort bilame et des jauges d'efforts.

Dans [Mukaibo05], Mukaibo et al. proposent un doigt artificiel avec une structure biomimétique (voir Figure 1.9) un peu plus poussée que les précédents prototypes. Ils s'attachent à reproduire les conditions d'élasticité du derme et de l'épiderme, reproduisent une structure ondulée en surface de la peau artificielle, en analogie avec les empreintes digitales, et introduisent des jauges d'effort à l'interface épiderme/derme en analogie avec les corpuscules de Meissner. Deux doubles lames ressorts lui permettent de mesurer la force normale et la force tangentielle. Mukaibo détermine la rugosité grâce au spectre des signaux issus des jauges, la dureté grâce à la variance entre les signaux issus des jauges et les coefficients de friction dynamique et statique par l'analyse de la force tangentielle. Différents matériaux (aluminium, liège, satin, jean etc.) sont discriminés par leur rugosité, dureté et coefficient de friction.

Enfin, Hosoda et al. présentent dans [Hosoda06] un doigt artificiel avec des « mécanorécepteurs » aléatoirement répartis dans deux couches de silicones de duretés différentes, la plus dure se trouvant en surface (voir Figure 1.10). Ces mécanorécepteurs artificiels sont des jauges de contraintes, sensibles aux efforts statiques (SA), et des films PVDF plus sensibles aux variations rapides (RA). Ces capteurs sont répartis aléatoirement dans les deux couches de silicones assimilables au derme et à l'épiderme. Hosoda et al. reproduisent ainsi les quatre types de mécanorécepteurs (SA1, RA1, SA2, PC) présentées dans le Tableau 1.3. Le doigt est monté sur un bras robotisé à 3 degrés de liberté et différents matériaux (vinyle, liège, papier et bois) sont explorés. La discrimination se fait par une analyse des jauges de contrainte lors d'une simple pression [Maeno03] et une analyse des films PVDF lors d'un mouvement.

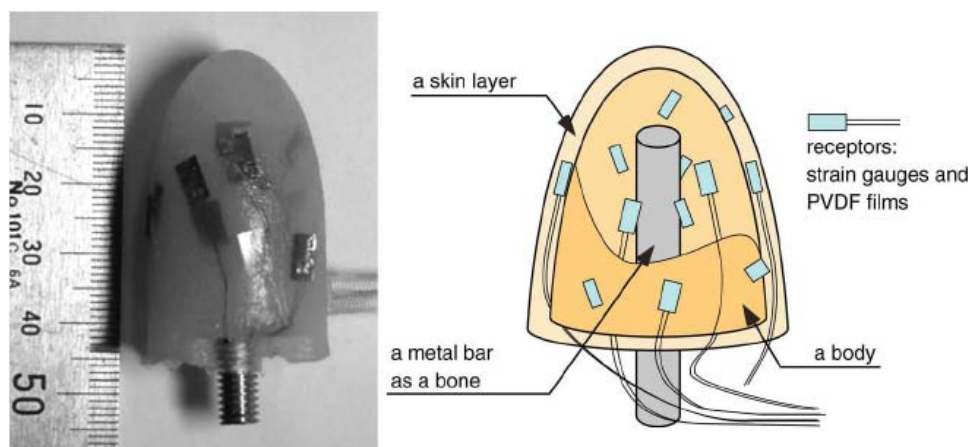


Figure 1.10: Doigt artificiel de Hosoda [Hosoda06]. Les efforts sont mesurés par des jauges d'effort et des films PVDF aléatoirement positionnées.

Enfin, un peu en marge de ces doigts artificiels conçus pour la manipulation robotisée d'objets, Maeno et al. ont développé deux prototypes dédiés à la validation de ses hypothèses sur le fonctionnement mécanique du toucher et des modèles mécaniques associés. Le premier [Maeno03] lui permet de vérifier l'hypothèse selon laquelle l'homme est capable de mesurer le coefficient de friction d'une surface par simple pression (sans mouvement). Une jauge de contrainte placée sur le bord de l'aire de contact réagit de manière analogue aux SA1. Le second prototype [Yamada02] schématise les crêtes épidermiques. Il montre qu'une disposition des capteurs sous les crêtes est optimum pour la détection du glissement.

#### b) Capteur tactiles tri-axes

Deux équipes, Beccai et al. de la Scuola Superiore Sant'Anna de Pise (Italie) et Vászárhelyi et al. de l'Université Catholique de Péter Pázmány de Budapest (Hongrie), travaillent actuellement à l'intégration de capteurs d'effort tri-axes comme capteurs tactiles. Les capteurs tri-axes que ces deux équipes ont développés, fonctionnent sur le même principe et ont des tailles comparables à celui développé au LETI. Une comparaison technologique entre ces capteurs est présentée dans le chapitre suivant, une fois le principe de fonctionnement expliqué. Intéressons-nous ici à leur mode d'utilisation et aux résultats obtenus pour la reconnaissance tactile de textures.

Le capteur tri-axes développé par Beccai et al. fait partie d'un projet de développement d'une main artificielle [Edin06]. Dans un premier temps, un de ces capteurs est placé sur un circuit flexible, entre deux couches de polyuréthane pour reproduire la peau. Ce système est utilisé lors d'expériences de détection automatique de glissement [Beccai08]. Les expériences montrent des résultats prometteurs pour une implantation future de ces capteurs tri-axes dans les doigts de la main artificielle développée. Un deuxième prototype de système tactile intègre une matrice 2x2 de ces capteurs tri-axes enrobée de polyuréthane qui est caractérisée en force normale et tangentielle [Beccai05]. Ces capteurs sont assimilés aux mécanorécepteurs de type SAI qui seraient responsables de la caractérisation de textures grossières. Le système tactile est soumis à l'exploration de textures de type carré de période spatiale

compris entre 2.6 mm et 4.1 mm et de rapports cyclique<sup>1</sup> différents [Oddo09], inspirés des stimuli utilisés par [Yoshioka01] en neurophysique. Les conditions d'exploration ( $v=15-48$  mm/s,  $F_N=1$ N) sont elles aussi choisies similaires à celles des expériences neuro-physiques. Un algorithme de régression appliqué aux signaux des capteurs permet de retrouver la fréquence fondamentale des textures à 1% près.

Vásárhelyi et al. ont développé eux aussi une matrice de 2x2 capteurs tri-axes. Dans un premier temps, la matrice est recouverte d'un enrobage plan de 200 $\mu$ m d'épaisseur en PDMS de dureté 45 shore A. Vásárhelyi et al. montrent, théoriquement et expérimentalement, qu'à l'aide d'un des 4 capteurs on peut remonter à la localisation et évaluer une force normale appliquée en un point de la surface de l'enrobage. Les résultats expérimentaux montrent que l'on peut localiser la force avec une précision de 3-5 $\mu$ m sur une zone de 300x300 $\mu$ m autour du capteur. Dans un deuxième temps, pour diminuer la taille du champ récepteur et simplifier le problème, un enrobage semi-sphérique est ajouté en surface de l'enrobage plan, au dessus de chaque capteur. Ce deuxième système tactile est utilisé pour explorer dynamiquement 4 textures différentes (tige filetée en acier, bois lisse, textile fin et râpe métallique). La moyenne et la variance du coefficient de friction sont alors calculées pour montrer la capacité de reconnaissance de texture du système. Ce dernier système de toucher artificiel est commercialisé depuis 2007 sous le nom de TactoLogic®.

Pour plus de références dans le domaine des capteurs de toucher artificiel, on peut aussi se reporter à [Rossi06] [Lee99] [Tegin05].

## 1.7 Conclusion

Le toucher est un sens complexe qui fait appel à un ensemble de notions issues de domaines très différents. La perception tactile commence par l'acte de mise en contact puis de mise en friction du doigt sur une surface, faisant intervenir un ensemble de phénomènes mécaniques complexes en surface de la peau. Afin caractériser le frottement entre deux surfaces, la physique définit le coefficient de friction statique  $\mu_s$ , comme le rapport entre la force tangentielle et la force normale nécessaire à l'initiation du glissement, et le coefficient de friction dynamique  $\mu_d$  comme ce même rapport lors du glissement stationnaire. Pour les matériaux durs, les coefficients de friction  $\mu_s$  et  $\mu_d$  sont en moyenne indépendants de la force normale et de la vitesse d'exploration. Toutefois, pour les matériaux de types élastiques, tels que la peau, la relation entre force normale et force tangentielle est plus complexe, et les hypothèses d'indépendance des coefficients de friction à la force normale et à la vitesse peuvent s'avérer fausses. Dans les deux cas, à force normale et vitesse constantes,  $\mu_s$  et  $\mu_d$  sont caractéristiques des matériaux et surfaces en présences. L'information tactile de texture pourrait donc être véhiculée principalement par la relation entre la force tangentielle et la force normale.

Les vibrations engendrées sont transmises à travers les différentes couches de la peau avant d'être captés et transformés en signaux électriques par les mécanorécepteurs, les neurones récepteurs responsables du sens du toucher. Le codage des événements mécaniques réalisé par les

---

<sup>1</sup> Le rapport cyclique d'un signal rectangle est le rapport entre la longueur du l'état haut (plateau) par rapport à la longueur de la période. Un signal rectangle de rapport cyclique 0.5 est un signal carré, l'état haut est aussi long que l'état bas.

mécanorécepteurs est complexe. Mais de manière générale, il semble être de deux types, l'un mettant en jeu une relation spatiale entre différentes zones de la peau, l'autre se basant sur la fréquence de vibration de la peau. Nous avons pu noter à cet égard, que les structures de surface de la peau, telles que les empreintes digitales, et l'organisation des différentes couches de l'épiderme et du derme, semblent optimiser la transmission des contraintes et des vibrations vers les mécanorécepteurs.

L'information tactile codée au niveau des mécanorécepteurs est ensuite envoyée au cerveau où se construit la sensation tactile. Là encore le traitement est complexe. La seule information à laquelle nous ayons accès est la formulation des sensations perçue. L'analyse sensorielle, dont l'objectif est de déterminer les descripteurs les plus représentatifs de la texture perçue, permet alors d'orienter les recherches quand aux propriétés physiques de texture ciblées par le système de perception tactile humain.

Enfin, nous avons présenté quelques systèmes de métrologie développés pour la caractérisation tactile de textures. Mais ils sont, dans l'ensemble, peu nombreux, de taille importante, et nécessitent un nombre important de capteurs, qui impliquent sans doute de nombreux réglages et une utilisation complexe. Par ailleurs, différents prototypes de doigts artificiels ont été conçus ces dernières années avec une approche biomimétique, pour se rapprocher au mieux des caractéristiques du système tactile humain. Pour la plupart ils intègrent des capteurs d'effort mono-dimensionnels, de type jauge de contrainte, bien que très récemment certains aient été développés autour de capteurs d'efforts tri-axes. Dans l'ensemble, peu d'expériences ont jusqu'alors été menées sur la caractérisation tactile de textures fines, avec ces doigts artificiels.

Dans ce contexte, nous avons proposé de concevoir un dispositif de toucher artificiel basé sur un capteur d'efforts tri-axes, que nous avons utilisé pour étudier la reconnaissance tactile de textures d'abord grossières, puis de plus en plus fines. Les chapitres suivants présentent donc la conception et la caractérisation du système de toucher artificiel réalisé, puis les différentes expériences de discrimination de textures menées avec celui-ci.

# Chapitre 2 Dispositif de toucher artificiel

La littérature est unanime pour dire que la perception tactile des textures nécessite notamment une exploration dynamique (i.e. avec frottement) des surfaces avec le doigt [Rossi06]. En analogie avec le système tactile humain, nous avons développé un dispositif de toucher artificiel composé d'un doigt artificiel et d'un système d'exploration permettant de le déplacer sur une surface. On entend ici par doigt artificiel un système de perception tactile basé sur l'utilisation d'un micro capteur de forces tri-axes développé par une équipe du CEA-LETI, en guise de mécanorécepteur, recouvert d'un enrobage qui joue le rôle de la peau. Le doigt artificiel lui-même ne comprend pas d'élément moteur, mais il est fixé sur un dispositif d'exploration qui permet de le déplacer sur une surface de façon contrôlée. La première partie de ce chapitre explique le fonctionnement et donne les caractéristiques des capteurs tri-axes utilisés. La deuxième partie présente le doigt artificiel intégrant un capteur tri-axes. Les dispositifs d'exploration de surfaces sont présentés dans une troisième partie. Enfin, la dernière partie présente la caractérisation du dispositif dit de toucher artificiel composé du dispositif d'exploration et du doigt artificiel.

## 2.1 Le capteur d'effort tri-axes du LETI

Le capteur d'effort tri-axes, développé depuis quelques années par une équipe du CEA-LETI, est un capteur en silicium de type MEMS (Micro Electro-Mechanical System), dit « capteur clou » en référence à sa forme. Implanté sous une peau artificielle, le capteur clou joue le rôle de mécanorécepteur, et perçoit les efforts subis par la peau lors de l'exploration d'une texture. Le capteur clou est dit tri-axes car il permet de mesurer les 3 composantes spatiales  $F_x$ ,  $F_y$  et  $F_z$  de la force  $\vec{F}$  qui lui est appliquée. Cette partie présente le fonctionnement du capteur tri-axes utilisé, les différents types mis à disposition et leurs caractéristiques, ainsi que leur mode de fabrication.

### 2.1.1 Principe de fonctionnement

Le capteur clou fonctionne selon le principe présenté dans [Yao87]. Ce capteur se compose d'une tige, d'une membrane et de 8 jauges de contraintes. Tous ces éléments sont réalisés dans le même monocristal de silicium et ont une géométrie présentée sur la Figure 2.1.

Les jauges de contraintes sont des piézorésistances, c'est-à-dire des résistances dont la valeur varie selon leur déformation. Elles sont réalisées par p-dopage de zones de silicium de la face inférieure de la membrane. Ces jauges sont donc partie intégrante de la membrane, comme le montre la vue de dessous du capteur présentée sur la Figure 2.1.b. Elles sont réparties selon les axes  $x$  et  $y$  définissant le plan tangentiel à la membrane. Lorsque la membrane se déforme, les jauges sont soit comprimées, soit étirées, en fonction de leur position sous la membrane. Une jauge piézorésistive p-dopée soumise à une contrainte  $\sigma$  voit sa résistance changer selon la relation de proportionnalité de l'équation (2.1), avec  $k = 138 \cdot 10^{-11} \text{ Pa}^{-1}$  constante du matériau p-dopé [Kloek94],  $R$  la résistance de la jauge au repos et  $\Delta R$  la variation de résistance engendrée par la déformation de la membrane.



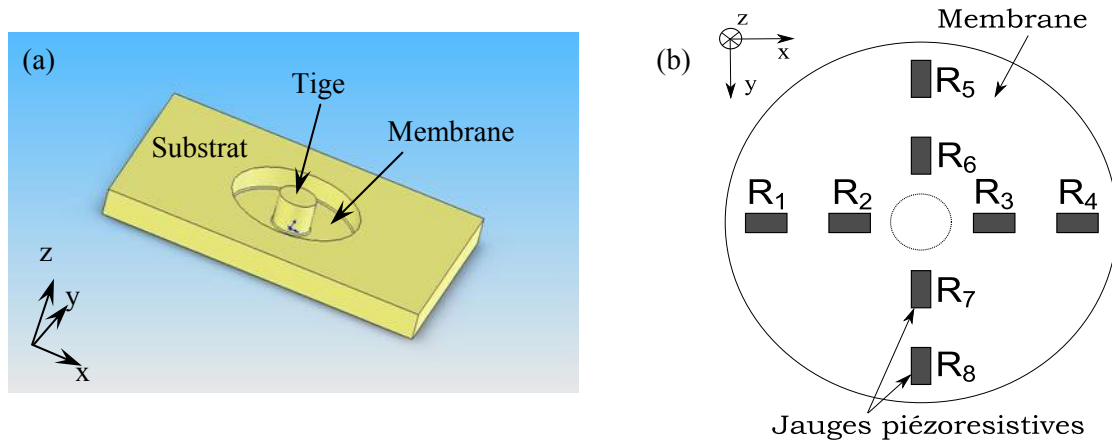


Figure 2.1: (a) Représentation 3D du capteur clou vu de dessus. (b) Capteur clou vu de dessous. Les jauges R1 à R4 permettent de calculer la tension  $U_y$ . Les jauges R5 à R8 permettent de calculer la tension  $U_x$ . La combinaison des huit jauges permet de calculer  $U_z$ .

$$\frac{\Delta R}{R} = k \cdot \sigma \quad (2.1)$$

Les 8 jauges piézorésistives ont la même valeur de résistance  $R$  au repos, et sont placées de façon à ce qu'elles subissent des contraintes symétriques lors de l'application d'une force selon un des axes  $x$ ,  $y$  ou  $z$ . La Figure 2.2 schématise la déformation de la membrane lors de l'application d'une force normale  $F_z$  ou d'une tangentielle  $F_{x,y}$  au plan de la membrane. La contrainte  $\sigma$  à laquelle est soumise chaque jauge lors d'une déformation de la membrane peut se décomposer artificiellement en la somme de trois contraintes  $\sigma_{F_x}$ ,  $\sigma_{F_y}$ ,  $\sigma_{F_z}$ , respectivement proportionnelles aux valeurs des trois composantes  $F_x$ ,  $F_y$  et  $F_z$  de la force  $\vec{F}$  appliquée en surface du capteur clou. On peut donc décomposer de la même manière  $\Delta R$  en la somme de  $\Delta R_x$ ,  $\Delta R_y$ ,  $\Delta R_z$ , ainsi respectivement proportionnelles aux forces  $F_x$ ,  $F_y$ ,  $F_z$ .

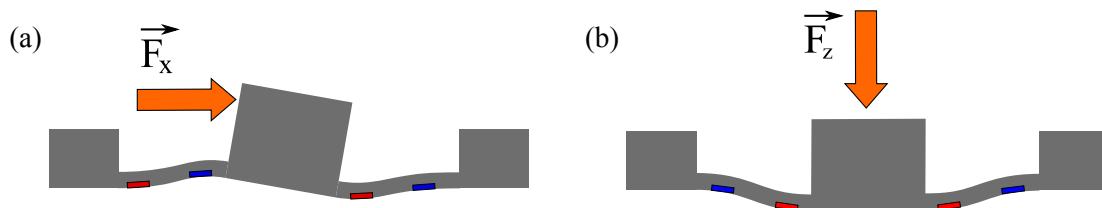


Figure 2.2: Capteur clou soumis (a) à une force tangentielle, (b) à une force normale (vue en coupe). En rouge sont représentées les jauges comprimées, en bleu les jauges étirées.

Les piézorésistances sont connectées de façon à former un pont de Wheatstone selon chaque axe  $x$  et  $y$ , comme présenté en Figure 2.3. Lorsqu'aucune force n'est appliquée, les piézorésistances ont théoriquement toutes la valeur  $R$  et les points milieux des ponts de Wheatstone ont tous la même tension  $V_{A,B,C,D} = V_{dd}/2$ , où  $V_{dd}$  est la tension d'alimentation des ponts. Lorsqu'une force est appliquée, les jauges sont comprimées ou étirées créant un déséquilibre des points milieux. Par un jeu de différence des points milieux, on remonte aux 3 composantes  $F_x$ ,  $F_y$  et  $F_z$  de la force appliquée.

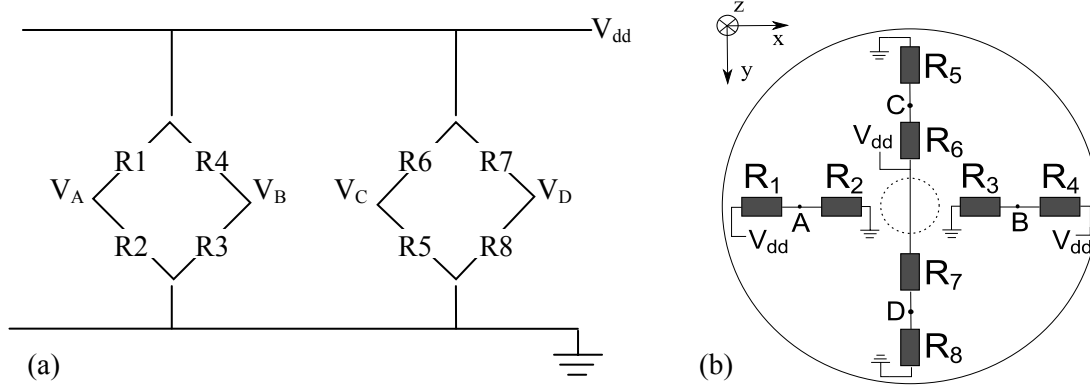


Figure 2.3 : Les piézorésistances  $R_i$  sont agencées en ponts de Wheatstone alimentés par une tension continue  $V_{dd}$ . (a) Schéma électrique. (b) Câblage équivalent des piézorésistances.

Considérons le cas d'une force tangentielle  $F_x$  appliquée sur la tige selon la direction de l'axe  $x$ , comme représenté sur la Figure 2.2.a. Les piézorésistances  $R_1$  et  $R_3$  sont étirées prenant ainsi la valeur de résistance  $R + \Delta R_x$ , tandis que  $R_2$  et  $R_4$  sont compressées prenant la valeur  $R - \Delta R_x$ . On obtient respectivement pour la branche A et la branche B :

$$\frac{V_A}{V_{dd}} = \frac{R_2}{R_1 + R_2} = \frac{R - \Delta R_x}{2R}, \text{ et de la même manière } \frac{V_B}{V_{dd}} = \frac{R_3}{R_3 + R_4} = \frac{R + \Delta R_x}{2R} \quad (2.2)$$

En définissant  $U_x$  selon l'équation (2.3), on obtient une tension proportionnelle à la force  $F_x$  appliquée selon l'axe  $x$ .

$$U_x = (V_B - V_A) = V_{dd} \cdot \frac{\Delta R_x}{R} \quad (2.3)$$

De la même manière, on peut définir, selon l'équation (2.4), une tension  $U_y$  proportionnelle à la force  $F_y$  appliquée selon l'axe  $y$ .

$$U_y = (V_C - V_D) = V_{dd} \cdot \frac{\Delta R_y}{R} \quad (2.4)$$

Considérons maintenant le cas d'une force normale  $F_z$  appliquée sur la tige (voir Figure 2.2.b), les piézorésistances  $R_1$  et  $R_4$  sont compressées tandis que  $R_2$  et  $R_3$  sont étirées. De même,  $R_5$  et  $R_8$  sont compressées et  $R_6$  et  $R_7$  sont étirées. On obtient ainsi pour les branches A, B, C et D :

$$\frac{V_A}{V_{dd}} = \frac{V_B}{V_{dd}} = \frac{R + \Delta R_z}{2R}, \text{ et } \frac{V_C}{V_{dd}} = \frac{V_D}{V_{dd}} = \frac{R - \Delta R_z}{2R} \quad (2.5)$$

En définissant la tension  $U_z$  selon l'équation (2.6), on obtient une tension proportionnelle à la force  $F_z$  appliquée.

$$U_z = (V_A + V_B) - (V_C + V_D) = V_{dd} \cdot \frac{2\Delta R_z}{R} \quad (2.6)$$

On peut noter que pour une force  $F_z$  nulle,  $U_z = 0V$  quelque soit la force tangentielle  $F_{x,y}$  appliquée. De même, pour une force tangentielle nulle,  $U_x=U_y=0V$  quelque soit la force normale  $F_z$  appliquée. Enfin, en considérant que les axes  $x$  et  $y$  sont orthogonaux, on peut faire l'hypothèse que l'influence de  $F_x$  sur  $U_y$  et de  $F_y$  sur  $U_x$  sont nulles. Ainsi  $U_x$ ,  $U_y$  et  $U_z$ , permettent de mesurer de façon indépendante les composantes  $F_x$ ,  $F_y$  (forces tangentielles) et  $F_z$  (force normales) de la force  $\vec{F}$  :

$$\begin{cases} U_x = S_x \cdot F_x \\ U_y = S_y \cdot F_y \\ U_z = S_z \cdot F_z \end{cases} \quad \text{avec } S_x, S_y, \text{ et } S_z \text{ les sensibilités selon les forces } F_x, F_y \text{ et } F_z \quad (2.7)$$

Par symétrie, on considère que les sensibilités selon les axes  $x$  et  $y$  sont identiques :  $S_x=S_y=S_{xy}$ .

### 2.1.2 Fabrication du capteur

Bien que nous n'ayons pas participé à la fabrication du capteur clou, il est intéressant de présenter brièvement le procédé de fabrication des capteurs clou utilisés, car la constitution du capteur définit en partie les conditions de packaging à prendre en compte lors de l'intégration du MEMS dans un système. La réalisation de MEMS (capteurs ou actionneurs) utilise des procédés de fabrication issus de la microélectronique. Le capteur clou a été réalisé à partir d'une tranche de Silicium sur Isolant (SOI : Silicon On Insulator) qui a la particularité de comporter une tranche d'isolant prise en sandwich entre deux tranches de silicium. Le procédé de fabrication consiste en une succession d'étapes de photolithographies et de transformations type épitaxie, attaque sèche ou humide, dopage, métallisation etc. L'étape de photolithographie consiste à étaler une couche de résine sur la surface du substrat puis à l'insoler (exposition aux rayons ultraviolets) à travers un masque. La zone irradiée subit une transformation chimique qui la rend soluble dans un développeur (dans le cas d'une résine positive). La photolithographie permet ainsi de délimiter précisément (à quelques microns) les zones à transformer. Le capteur clou est réalisé à partir d'une tranche de SOI soumise à 61 étapes technologiques. Celles-ci peuvent se résumer en 6 couches réalisées dans l'ordre suivant:

1. Implantation du contact substrat
2. Implantation des jauges par dopage
3. Implantation des contacts des jauges
4. Métallisation des pistes reliant électriquement les jauges
5. Gravure de la membrane
6. Scellement d'un capot de protection sous la membrane

Les couches 1 à 5 nécessitent une étape de photolithographie. La Figure 2.4 illustre les différentes couches technologiques du capteur clou. Un cordon de résine placé autour du capot rend la cavité entre la membrane et le capot étanche. Le capteur clou n'est alors plus seulement un capteur d'efforts mais aussi un capteur de pression, dont la tension  $U_z$  varie en fonction de la pression atmosphérique. Les conditions de pression seront donc à prendre en compte au cours de certaines expériences.

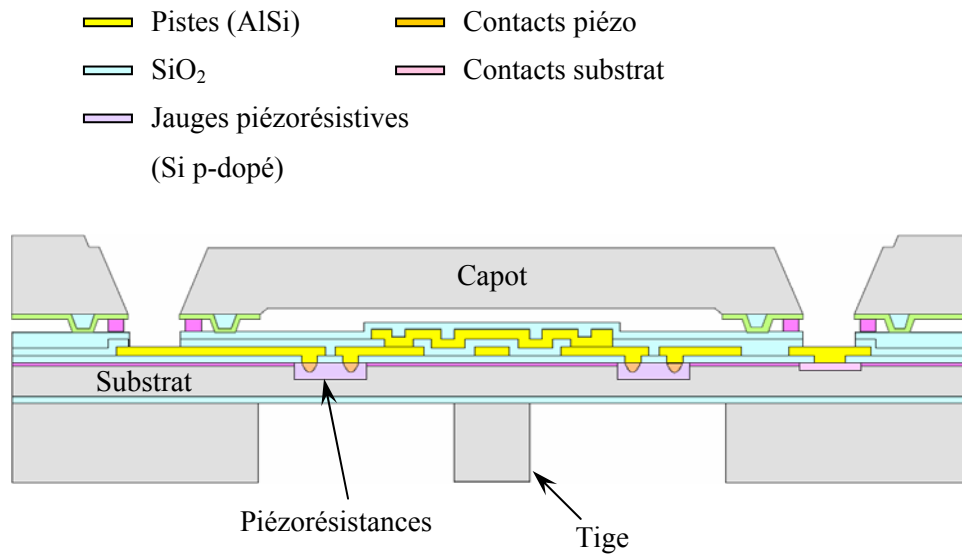


Figure 2.4: Illustration des différentes couches technologiques d'une coupe du capteur clou. Pour simplifier le schéma, seulement 2 piézorésistances sur les 4 implantées sur l'axe sont représentées ici.

### 2.1.3 Dimensions et caractéristiques du capteur clou

Le capteur clou, à l'origine développé pour d'autres applications, a été réalisé selon différentes dimensions pour obtenir différentes sensibilités. Les sensibilités  $S_{x,y}$  et  $S_z$  sont principalement définies par le rapport entre le rayon de la membrane et le rayon de la tige, et par l'épaisseur de la membrane. Plus le rayon de la membrane est grand par rapport à celui de la tige, plus le capteur est sensible. Et plus la membrane est fine plus le capteur est sensible et donc fragile.

Les différents types de capteur clou ont été caractérisés en pression et en force latérale selon les procédures décrites en Annexe A. Grâce au caractère monocristallin du capteur et à l'élasticité du silicium, le capteur clou présente des caractéristiques en pression et en force latérale très linéaires. Parmi l'ensemble des capteurs produits au LETI, nous avons utilisé, selon leur disponibilité, trois types de capteurs de dimensions différentes présentés dans le Tableau 2.1.

Capteur clou	Type 1	Type 2	Type 3
Rayon de membrane ( $\mu\text{m}$ )	1000	1000	1000
Épaisseur de membrane ( $\mu\text{m}$ )	100	60	60
Rayon de tige ( $\mu\text{m}$ )	575	375	275
Nombre de structures moyennées	8	5	4
Sensibilité $S_{xy}$ ( $\text{mV/V/N}$ )	$8.5 \pm 0.3$	$40 \pm 2$	$43 \pm 4$
Sensibilité $S_z$ ( $\text{mV/V/bar}$ )	$3 \pm 0.05$	$10.2 \pm 0.3$	$10 \pm 2$
Pression $P_z$ max. avant détérioration (bar)	15	5	5
Force $F_{xy}$ max. avant détérioration (N)	1	0.2	0.2

Tableau 2.1: Caractéristiques des capteurs clous utilisés. Les valeurs de sensibilité sont données en  $\text{mV}\cdot\text{V}^{-1}\cdot\text{N}^{-1}$  car celles-ci sont inversement proportionnelles à la tension d'alimentation.

Le clou de type 1, 5 fois moins sensible latéralement que les clous 2 et 3, est utilisé occasionnellement comme capteur de remplacement. Mais sa faible sensibilité n'en fait pas un bon candidat pour notre application. Les clous 2 et 3 ont eux été utilisés dans plusieurs prototypes présentés plus loin (voir 2.2).

#### 2.1.4 Conditionnement du capteur clou

Le capteur clou est intégré à un cylindre d'époxy puis connecté à une électronique analogique chargée du calcul des tensions  $U_{x,y,z}$  selon les équations (2.3), (2.4), (2.6), et de l'amplification des signaux.

##### a) Support du capteur clou

Le capteur clou est encastré dans un cylindre d'époxy, un matériau dur qui peut être assimilé à la structure osseuse de notre doigt, réalisé par assemblage de tranches de circuits imprimés (PCB). Le capteur clou est encastré dans la 1<sup>ère</sup> tranche de PCB, et relié par pontage<sup>1</sup> (wire bonding) à des broches traversant les autres tranches du cylindre d'époxy. Les fils de pontage, très fragiles, sont isolés de l'extérieur par une cavité interne creusée dans le cylindre.

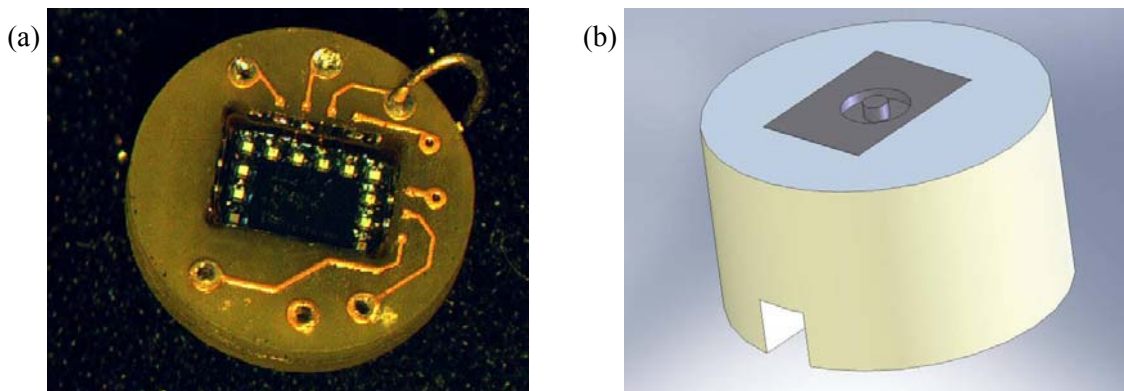


Figure 2.5: (a) Photo du capteur clou vu de dessous collé dans une tranche de PCB. Les plots du capteur (carrés blancs) sont connectés aux piste par wire bonding. (b) Capteur clou intégré dans le cylindre d'epoxy.

##### b) Électronique capteur

Le capteur est connecté à un circuit électronique d'amplification analogique (électronique capteur) par un faisceau de 6 fils souples : 2 fils d'alimentation et 4 fils de mesure (un par tension de milieu de pont). L'électronique capteur fournit en sortie les 3 tensions  $U_x$ ,  $U_y$ ,  $U_z$ . Le capteur clou est alimenté en 0-5V via l'électronique capteur. Les tensions  $U_x$ ,  $U_y$  et  $U_z$  sont centrées sur 2.5V, offset dont il faudra s'affranchir lors de l'exploitation des données. Les facteurs d'amplification de chaque voie ont été choisis de telle manière que le rapport signal sur bruit soit grand pour les forces typiquement mesurées et que les amplificateurs saturent bien avant d'atteindre la force maximale de détérioration du capteur. Les facteurs d'amplification pour  $F_{x,y}$  et  $F_z$  sont respectivement  $\alpha_{x,y}=100$  et  $\alpha_z=20$ . Sachant que les

<sup>1</sup> Le câblage est simplement réalisé par un fil (ou *pont*) soudé entre les deux plots de connexion prévus à cet usage sur chacun des éléments. La soudure est généralement réalisée par ultrasons. Le matériau du fil est de l'aluminium, de l'or ou du cuivre. Le diamètre du fil est de l'ordre de 20  $\mu\text{m}$ .

forces typiquement mises en jeu lors de l'exploration sont de l'ordre de  $F_{x,y} = 5\text{mN}$  et  $P_z = 0.2\text{ bar}$ , pour le clou 3, on obtient en sortie de l'électronique des tensions de l'ordre de  $\Delta U_{x,y} = 100\text{mV}$  et  $\Delta U_z = 200\text{mV}$ . Ainsi pour un codage de 0-5V sur 16 bits lors de la numérisation du signal, soit une erreur de quantification de 0.1mV, on s'assure de garder une résolution de l'ordre de 1‰. Par ailleurs, les tensions de saturation sont atteintes pour  $|F_{xy}| > 0.11\text{N}$  ou  $P_z > 2.5\text{ bars}$ , ce qui limite les risques de détérioration du capteur.

### 2.1.5 Défaut technologique du capteur clou

Le capteur clou présente de grandes qualités en sensibilité, linéarité et gamme de mesure. Il a toutefois un léger défaut qui nécessite d'être pris en compte. Les équations permettant le calcul des tensions  $U_x$ ,  $U_y$  et  $U_z$  font l'hypothèse de piézorésistances  $R$  identique pour tous les ponts. Or on observe une variation pouvant aller jusqu'à 1% d'une résistance à l'autre sur une même structure. Au repos, si les résistances des ponts de Wheatstone ne sont pas identiques, une tension d'offset apparaît au niveau des points milieux A, B, C et D. Le pont de Wheatstone est alors déséquilibré au repos. Si ce déséquilibre est important, il peut mener à une saturation lors de l'amplification des tensions  $U_x$ ,  $U_y$ ,  $U_z$ . Le changement de sensibilité reste cependant négligeable. Pour les capteurs clous unitaires, ce déséquilibre a été observé plus particulièrement sur les composantes  $U_x$  et  $U_y$  dont l'amplification est importante ( $\alpha_{x,y} = 100$ ).

Dans le cas d'une saturation au repos, pour rééquilibrer les ponts de Wheatstone des structures critiques, une solution est d'ajouter des potentiomètres de haute résistance (par exemple  $2,2\text{M}\Omega$ ) en parallèle des piézorésistances les plus élevées. Cela permet d'augmenter très légèrement le courant dans les piézorésistances les plus faibles et de réduire les offsets.

Cette solution n'est cependant retenue qu'en cas de saturation des signaux, car elle reste encombrante sur l'électronique du capteur et demande un réglage adapté à chaque capteur utilisé. Une étude est actuellement envisagée pour déterminer les raisons technologiques et trouver une solution mieux adaptée à ce problème.

### 2.1.6 Capteurs tri-axes concurrents

Récemment un ensemble de micro-capteurs d'effort tri-axes a été développé par d'autres équipes de recherche. Ces capteurs sont basés sur une technologie MEMS similaire à celle du capteur clou. Ils comportent le plus souvent des ponts en croix dans lesquelles sont implantés des piézorésistances permettant de mesurer la déformation des ponts en fonction de la force appliquée. Leur fonctionnement est donc assez similaire à celui du capteur clou. Dans l'ensemble, les dimensions et sensibilités de ces capteurs sont aussi comparables à celles du capteur clou du LETI. Le Tableau 2.2 récapitule les dimensions des différents micro-capteurs d'effort tri-axes que nous avons répertorié. Avec une matrice de  $64 \times 64$  éléments pour seulement  $2 \times 2\text{ cm}$ , [Kane00] arrive à une densité importante de capteurs ultra-sensibles. [Kim06] et [Beccai05] montent leurs capteurs sur un support flexible, pour se rapprocher au mieux de la physiologie du doigt.

Références	[Kane00]	[Beccai05]	[Kim06]	[Vasarhelyi06]
Taille unitaire	150x150 $\mu\text{m}$	$\varnothing=700\mu\text{m}$	1.2x1.2 mm	300x300 $\mu\text{m}$
Épaisseur membrane	2.85 $\mu\text{m}$	100 $\mu\text{m}$	40 $\mu\text{m}$	10 $\mu\text{m}$
Matrice	64x64 élmts	2x2 élmts	4x4 élmts	2x2 élmts

Tableau 2.2: Récapitulatif des micro-capteurs d'effort tri-axes.

Dans la littérature, ces capteurs portent tous la dénomination de capteurs tactiles ce qui présuppose leur utilisation pour une application de toucher artificiel. Mais, mises à part celles très récentes de Beccai et al. et Vászárhelyi et al. mentionnées dans le Chapitre 1, peu de publications ont été faites sur leur utilisation dans un système tactile artificiel. En effet, ces capteurs comme les applications de ceux-ci sont relativement récents. Et comme tout produit de la microélectronique, leur réalisation est très coûteuse pour une production en petite quantité. Le seul micro-capteur d'efforts tri-axes actuellement disponible sur le marché (sous forme enrobé) est celui de Vászárhelyi et al., commercialisé depuis 2007 sous le nom de TactoLogic®.

## 2.2 Doigt artificiel

Le capteur clou permet la mesure des forces, mais il n'est pas plus adapté que les mécanorécepteurs biologiques au contact direct avec la surface. Il doit donc être enrobé et être fixé à une partie préhensible permettant de le déplacer sur les surfaces à analyser.

Le doigt artificiel a été conçu selon la structure présentée Figure 2.6 que la vue en coupe, avec une forme qui rappelle celle du doigt. Le cylindre d'époxy dans lequel est intégré le capteur clou peut être assimilé à la structure osseuse du doigt. Un enrobage placé au-dessus de la partie sensible du capteur clou fait office de « peau artificielle » protectrice. Enfin, le cylindre d'époxy est fixé à un tube en plastique dur qui sert de partie préhensible du capteur. La taille du doigt artificiel est de 3.5 cm de long par 1.15 cm de diamètre, soit de l'ordre de grandeur de la 1<sup>ère</sup> phalange d'un doigt.

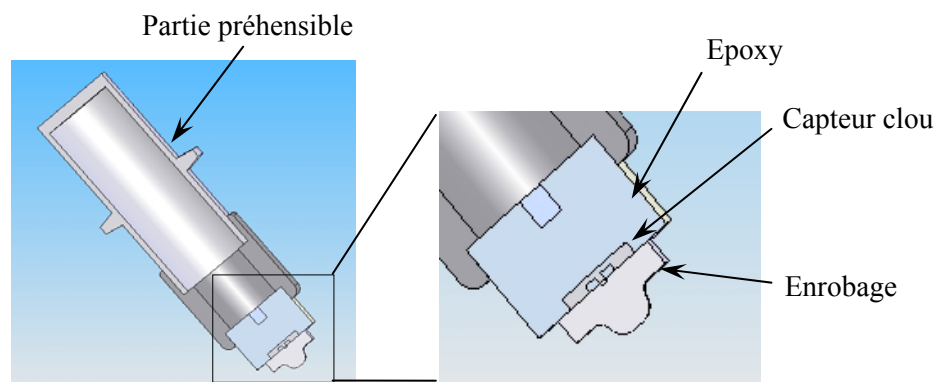


Figure 2.6: Structure des prototypes de doigt artificiel (vue en coupe).

Dans la suite sont présentées différentes réalisations de la partie préhensible et de l'enrobage constituant les différents prototypes de doigt artificiel utilisés au cours de nos travaux.

### 2.2.1 Partie préhensible (2 types)

Notre premier système d'exploration étant basé sur une table traçante (imprimante à stylo), la partie préhensible est réalisée à partir d'un stylo de table traçante (HP 7470) auquel on a enlevé la pointe. Il s'agit d'un tube cylindrique en plastique comportant une collerette extérieure qui permet de le maintenir facilement à la table traçante. Une partie intermédiaire cylindrique, en plastique gris (voir Figure 2.6), collée de part et d'autre à la partie préhensible et au cylindre d'époxy permet de faire un lien rigide entre les deux parties. La forme de ce prototype de doigt est celle présentée sur la Figure 2.6.

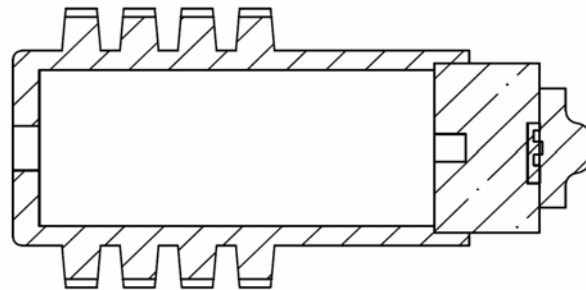


Figure 2.7: Doigt artificiel avec partie préhensible à 4 collerettes.

Pour faire varier la hauteur de maintien du capteur, et donc la force d'appui appliquée (voir paragraphe 2.3.1), nous avons réalisé un deuxième prototype de partie préhensible, présenté en Figure 2.7. Celui-ci respecte les dimensions du premier prototype, mais il comporte 4 collerettes, permettant de fixer le doigt artificiel à la table traçante à 4 hauteurs différentes. Dans ce deuxième modèle de partie préhensible, développé spécialement pour le doigt artificiel, le diamètre intérieur du cylindre est ajusté de façon à ce que le cylindre d'époxy tienne à la partie préhensible par simple encastrement (pas de colle). Cela simplifie toute manipulation ultérieure de la partie capteur seule, par exemple pour la mise en place de l'enrobage ou le changement de capteur.

### 2.2.2 Réalisation des enrobages

Comme la peau vis-à-vis des mécanorécepteurs, l'enrobage joue un rôle protecteur pour le capteur clou, dont la membrane en silicium est très fragile. Mais l'enrobage joue aussi un rôle important dans le contact avec les textures et la transmission des efforts vers le capteur d'efforts. Ces deux points de vue, protection et contact, conditionnent sa forme et le matériau qui le constitue.

La structure de l'enrobage peut alors se décomposer en deux parties. La partie inférieure ou « derme », en contact avec le capteur d'effort, sera plutôt définie en fonction des critères de protection du capteur d'effort. La partie supérieure ou « épiderme », en contact avec l'extérieur, est choisie en fonction de sa capacité à percevoir et transférer des informations concernant les textures explorées, tout en minimisant les dégradations des deux côtés du contact (enrobage et texture). Enfin, l'interface entre les deux parties a son importance dans la transmission des efforts de la partie supérieure à la partie inférieure.

La conception de l'enrobage est donc une partie importante pour une bonne sensibilité tactile du doigt artificiel. Mais faute de connaissances approfondies dans le domaine de la physique des matériaux et



de la friction, nous avons pris le parti d'un développement empirique et plutôt intuitif de l'enrobage. L'objectif de la réalisation de différents enrobages était d'obtenir rapidement un prototype adapté à l'exploration d'échantillons de papier et de tissus. Le développement de l'enrobage est orienté à partir d'observations qualitatives de son comportement lors de sa caractérisation en force normale et lors de l'exploration de textures. La suite de cette section présente donc les différentes réalisations selon la partie de l'enrobage considérée (inférieure ou supérieure), en commençant par quelques précisions concernant le polyuréthane, le matériau principalement utilisé pour ces enrobages.

#### a) Polyuréthane

Plusieurs prototypes d'enrobage ont été réalisés, dont trois sont présentés Figure 2.8 selon leur chronologie de réalisation. Dans l'ensemble de ces prototypes nous avons utilisé du polyuréthane (PU), un élastomère réputé pour sa large gamme de dureté allant du gel au plastique dur, sa résistance à l'abrasion, sa faible viscosité au regard de son élasticité, limitant ainsi les phénomènes d'hystérésis lors des déformations. Le polyuréthane a aussi pour grande qualité d'être facile à fabriquer par simple moulage. Pour ces différentes raisons, le polyuréthane est un matériau de plus en plus utilisé en tant qu'enrobage pour la réalisation de doigts artificiels [Beccai08].

Le PU est fabriqué par mélange de deux composants liquides, une résine et un durcisseur. Le dosage des composants lors du mélange définit la viscosité et l'élasticité de l'élastomère une fois réticulé. Après une étape de débullage sous cloche à vide, l'enrobage est simplement moulé sur le capteur. Après 24h à température ambiante, le PU n'est pas totalement réticulé mais se démoule facilement. Après quelques jours l'élastomère est totalement réticulé et prêt à l'emploi. Le PU commercialisé est souvent caractérisé selon sa dureté exprimée en shore A<sup>1</sup>. Pour les différents enrobages, nous avons utilisé deux types de polyuréthanes de dureté respective 50 shore A (AXSON UR 5801 / 5850) et 80 shore A (LOCTITE 3957).

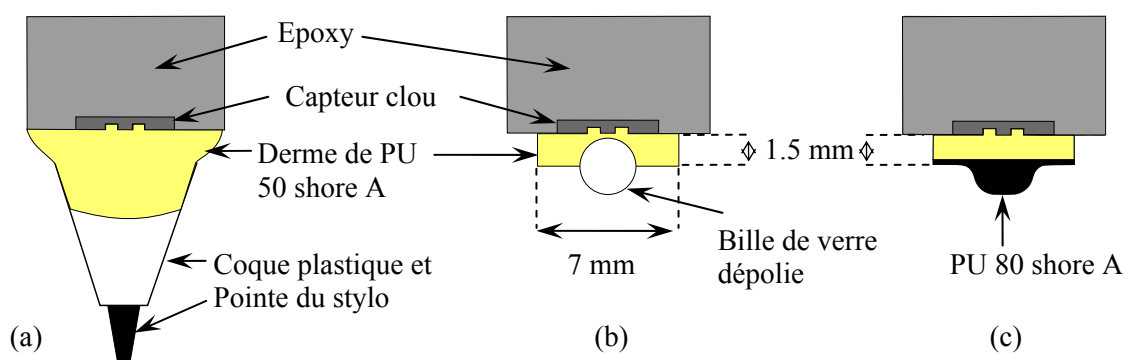


Figure 2.8: Prototypes (a) à pointe de stylo, (b) à bille, (c) à PU 80 shore. Le clou est intégré à un cylindre d'époxy (en gris) avant d'être enrobé par une couche de PU 50 shore A.

<sup>1</sup> Shore définit la méthode de détermination de la dureté. L'essai Shore consiste à laisser chuter verticalement et d'une hauteur fixe une petite masse d'acier terminée par un diamant arrondi. La masse est guidée dans sa chute par un tube lisse. La dureté est évaluée ensuite d'après la hauteur du rebond. Il peut être aussi défini comme la longueur de pénétration d'une aiguille. Le A de « shore A » définit la catégorie des matériaux les plus mous, les catégories B à D étant réservées aux matériaux de dureté plus importante.

## b) Partie Inférieure de l'enrobage

La partie inférieure de l'enrobage a pour fonction de protéger le capteur des chocs tout en transférant les forces avec la sensibilité souhaitée. Par précaution, cette partie a tout d'abord été réalisée avec du PU 50 shore A plutôt mou (module de Young  $E \approx 2\text{MPa}$ ), pour absorber les chocs notamment à la mise en contact. Par la suite, nous avons eu l'occasion de vérifier que le PU 80 shore A, plus dur ( $E \approx 10\text{MPa}$ ), convenait aussi pour l'absorption des chocs de contact. Une étude comparative, pour déterminer l'impact de la différence de dureté de cette partie sur la sensibilité du doigt, devrait prochainement être engagée. La surface à la base de la partie inférieure rapportée à celle de la membrane du capteur, définit aussi en partie la sensibilité du doigt artificiel. Pour éviter les risques de rupture de la membrane du capteur clou, cette surface est choisie relativement grande ( $\varnothing=7$  à  $10\text{mm}$ ), de manière à ce que l'enrobage prenne appui sur les parties non sensibles du capteur (substrat silicium et support époxy). Pour l'ensemble des prototypes, la partie inférieure a une forme assimilable à un cylindre. L'épaisseur du cylindre réalisé pour le premier prototype (Figure 2.8.a), s'est avérée trop importante relativement au diamètre du cylindre. Ce mauvais dimensionnement facilite les phénomènes de torsion lors de l'application d'une force latérale, qui sont en partie à l'origine de non-linéarités observées lors de la caractérisation du doigt (voir partie 2.2.3). Pour les prototypes suivants, les dimensions du cylindre sont fixées à 7 mm de diamètre et 1.5 mm d'épaisseur, ce qui rend les phénomènes de torsion négligeables pour les efforts auxquels est soumise cette partie de l'enrobage.

## c) Partie supérieure de l'enrobage

La partie supérieure de l'enrobage est directement en contact avec la texture étudiée. Cette partie de l'enrobage est donc soumise aux phénomènes de friction, à l'origine des efforts transmis à la partie inférieure, mais aussi des dégradations des deux corps en contact (enrobage et échantillon). Cette partie de l'enrobage doit être adaptée en fonction du type d'échantillon étudié (dur/mou, rugueux/lisse, adhérent/glissant, fibreux, abrasif). La forme conditionne la résolution spatiale du capteur. Le matériau constituant cette partie conditionne les efforts de friction et l'usure, engendrés lors de l'exploration de textures.

Dans un premier temps, le choix des matériaux et des formes de la partie supérieure de l'enrobage fut orienté par un souci de minimisation de l'usure de l'enrobage, principalement pour éviter de le remplacer trop souvent. Nous souhaitions aussi minimiser la surface de contact, afin de maximiser la résolution spatiale des mesures.

L'usure de l'enrobage est un paramètre important à prendre en compte, car à mesure des explorations, l'abrasion de l'enrobage risque de modifier la fonction de transfert entre les efforts subis au niveau du contact et ceux perçus par le capteur clou. L'usure de l'enrobage peut également modifier la friction et polluer la surface des échantillons analysés avec des débris. Ainsi, l'usure de l'enrobage doit être minimisée si l'on souhaite des résultats reproductibles. De plus, la durée de vie de la partie supérieure de l'enrobage sera d'autant plus courte que l'enrobage s'use vite. Or le changement d'enrobage est assez coûteux en temps (3 à 4 jours pour la réalisation et la réticulation complète du PU). Ce cahier des charges nous a amené à réaliser les prototypes des Figure 2.8.a et Figure 2.8.b. Le premier est réalisé avec une pointe dure de stylo de table traçante. Le deuxième est réalisé avec une bille de verre dépoli de diamètre 2.5 mm noyée à mi hauteur dans la partie inférieure de l'enrobage. Ces deux prototypes ont l'avantage d'être très résistants à l'usure. Ils agissent comme des profilomètres et réagissent à la topologie de la surface. Ils sont adaptés à l'exploration d'échantillons non-déformables. La pointe de stylo agissant comme un bras de levier, ce prototype présente l'intérêt d'amplifier les

efforts perçus en bout. Cependant, il a comme inconvénient majeur de soumettre la partie inférieure à des efforts de torsion ce qui complexifie l'analyse des signaux du capteur. De plus, du fait de la dureté de la pointe, la surface de contact est petite et risque de dégrader les textures étudiées, par écrasement ou par abrasion de celles-ci. La bille de verre dépoli a l'intérêt de ne pas abraser l'échantillon. Cependant, comme la pointe de stylo, la bille de verre dégrade les échantillons déformables par écrasement. Ces deux prototypes s'avèrent donc contreproductifs pour l'exploration d'échantillons déformables, tels que ceux de papier ou de tissu que nous avons étudiés par la suite. Ils pourraient cependant s'avérer utiles pour la perception des rugosités à la surface de matériaux durs et abrasifs (papier de verre, pierre...).

La réalisation du troisième prototype, présentée Figure 2.8.c, fut orientée par un souci de perception de l'adhérence des surfaces explorées. Cela nécessite une surface de contact plus importante que les précédents prototypes. Pour cette raison, l'enrobage de ce prototype fut tout d'abord entièrement composé de PU 50 shore A, qui est mou et donc se déforme, favorisant les liaisons au niveau du contact. Suite aux premières expériences de reconnaissance de texture celui-ci s'est avéré trop sensible à l'abrasion pour une exploration intensive de textures de papier. La partie supérieure de l'enrobage fut alors remplacée par du PU 80 shore A, un polyuréthane plus dur mais beaucoup plus résistant à l'abrasion. La partie en contact avec la texture a une forme quasi-cylindrique arrondie au niveau de l'arrête supérieure, comme représentée sur la Figure 2.8.c. La surface de contact typique est de l'ordre de 1 mm de diamètre ce qui permet de percevoir les rugosités grossières. L'épaule sur les côtés de cette partie permet de transmettre correctement les contraintes à la partie inférieure de l'enrobage. Le PU 80 shore A reste assez mou pour permettre d'obtenir une surface de contact assez importante et engendrer de la friction, même à faible force normale ( $F_z < 1$  N). Cela permet de limiter la détérioration des échantillons explorés, tels que le papier. Pour des rugosités supérieures à un 1 mm de diamètre le capteur agira en tant que profilomètre. Pour des rugosités inférieures à 1 mm le capteur sera au contraire moins sensible à la topologie qu'à la friction. Ce dernier prototype paraît être le mieux adapté à l'exploration d'échantillons fragiles comme le papier ou le tissu.

Pour conclure cette partie, le Tableau 2.3 résume l'ensemble des prototypes réalisés.

Prototypes n°	Capteur clou	Enrobage	
		Inférieure	Supérieure
1	Type 3	50 shore A	Pointe
2	Type 2	50 shore A	Bille
3	Type 3	50 shore A	50 shore A
4	Type 3	50 shore A	80 shore A
5	Type 2	80 shore A	80 shore A

Tableau 2.3: Liste des doigts artificiels réalisés, en fonction du type de capteur clou et de la composition de l'enrobage.

### 2.2.3 Choix de l'enrobage

Afin de choisir parmi les différents enrobages, nous avons mis en place un dispositif permettant de caractériser grossièrement en force normale les différents prototypes de doigt artificiel. Ce dispositif est composé d'une platine à vis micrométrique montée selon un axe de déplacement vertical, sur

laquelle est fixé le doigt, et d'une balance qui mesure ici la force normale  $F_z$  imposée au doigt (voir Figure 2.9).

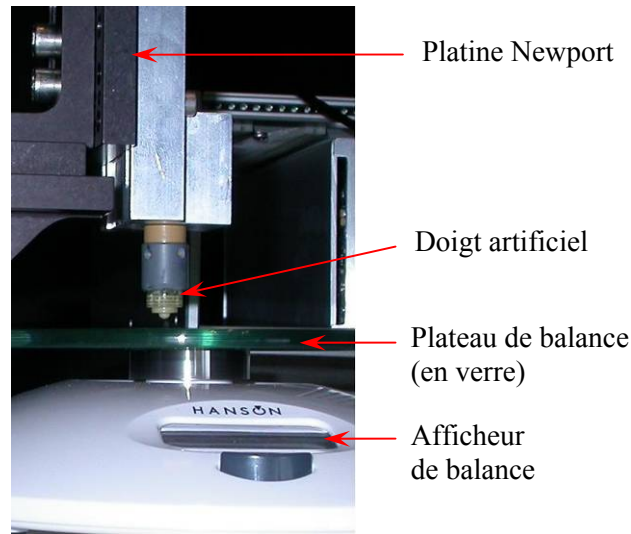


Figure 2.9: Dispositif "Balance" pour la caractérisation des prototypes de doigt en compression/relaxation.

La procédure de caractérisation des enrobages selon la force normale  $F_z$  consiste à mettre l'enrobage légèrement en contact avec le plateau de la balance. Le doigt artificiel est ensuite abaissé par palier jusqu'à atteindre une tension  $U_z$  à la limite de saturation puis remonté jusqu'à la position d'origine. Une mesure simultanée de  $U_z$  et de  $F_z$  permet d'obtenir la caractéristique  $U_z = f(F_z)$ . L'afficheur de la balance (pas d'enregistrement possible de la mesure), nous fournit la mesure de  $F_z$  avec une résolution de 10 mN (1 g). Ce système ne permet donc qu'une caractérisation statique, réalisée par paliers successifs de force normale.

Chacun des trois types d'enrobages décrits précédemment, avec une pointe de stylo (prototype 1), une bille de verre (prototype 2) ou entièrement en polyuréthane (prototype 4), sont soumis à cette procédure de caractérisation en force normale par paliers. La Figure 2.10 présente les courbes obtenues lors de 3 cycles successifs de compression/relaxation. Les prototypes à pointe et à PU ont tous les deux été montés avec un capteur clou de type 3 (voir Tableau 2.3), ce qui explique qu'on retrouve une pente équivalente pour  $U_z = f(F_z)$ . Le prototype à bille de verre possède un clou de type 2, à priori de sensibilité  $S_z$  similaire à celle du capteur clou de type 3 (voir Tableau 2.1 p.43). Pourtant, on observe une pente beaucoup plus forte pour ce dernier prototype. Nous expliquons cette augmentation de la sensibilité du doigt artificiel par la proximité de la bille de verre, à moitié noyée dans le PU, à la surface du capteur clou. La bille de verre concentrerait donc les efforts vers le capteur clou. La Figure 2.10 montre que le prototype 4, avec l'enrobage en PU, possède la caractéristique la plus linéaire et la plus reproductible d'un cycle de compression/relaxation à l'autre. Les caractéristiques des prototypes à bille et à pointe sont moins linéaires car leur surface de contact ne se réduit qu'à un point. Ainsi, un désaxement du doigt artificiel par rapport à l'axe de déplacement, ou par rapport à la surface de balance, peut engendrer un moment avec une rotation de la bille ou un fléchissement de la pointe, lors de la mise en appui du doigt.

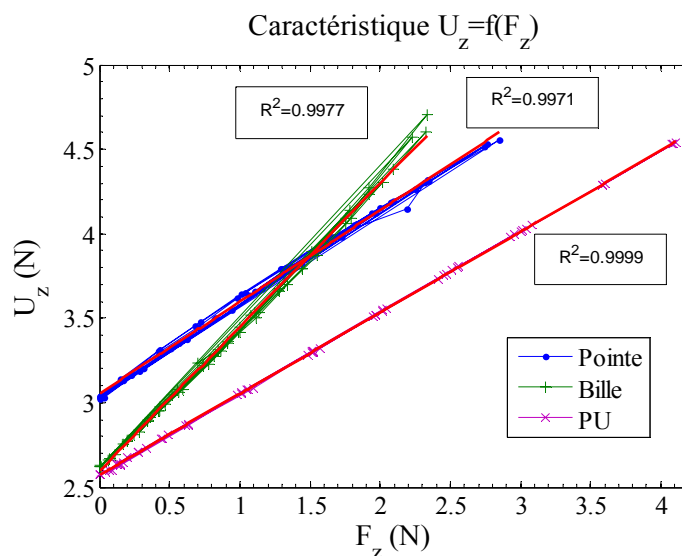


Figure 2.10: Caractérisation de la tension  $U_z$  du doigt artificiel en fonction de la force normale  $F_z$ , pour trois types d'enrobages différents. L'enrobage en PU (prototype 4) présente la caractéristique la plus linéaire et répétable des trois.

Par ailleurs, nous avons constaté lors des expériences d'exploration de textures de papiers et de tissus, qu'à force normale identique, la pointe de stylo et la bille de verre avaient tendance à détériorer les échantillons par écrasement. Lors d'une expérience d'exploration intensive nous avons observé que, l'enrobage en PU 50 shore A laissait des débris (usure par déchirement), tandis que l'enrobage en PU 80 shore A n'engendrait presque aucune trace détectable à l'œil nu. L'enrobage en PU 80 shore présente donc de meilleures caractéristiques en compression/relaxation et un meilleur compromis entre usure et détérioration de l'échantillon que les deux autres enrobages, ce qui justifie le choix de celui-ci pour la suite des expériences.

Parmi les 5 prototypes proposés, seuls les prototypes 3, 4 et 5, dont l'enrobage est entièrement en polyuréthane, sont utilisés pour les expériences de reconnaissance de textures de papier présentées dans le Chapitre 3, les autres prototypes n'étant pas pertinents pour l'exploration de ce type d'échantillons. Le prototype 3 utilisé pour les premières expériences, sera très vite remplacé par les prototypes 4 et 5 comprenant un enrobage de partie supérieure en PU 80 shore A et permettant une exploration intensive.

## 2.2.4 Remplacement de l'enrobage

Comme la peau, l'enrobage s'use lors de son utilisation. Malgré le choix d'un matériau aussi peu sensible que possible à l'usure, une utilisation intensive de celui-ci en friction aboutira à une usure non négligeable nécessitant le remplacement de l'enrobage. Cela est plus particulièrement le cas de l'enrobage entièrement en polyuréthane.

En micro-électronique les surfaces de silicium recouvertes de polyuréthane sont habituellement nettoyées de leur enrobage par incinération. Dans notre cas cette technique n'est pas applicable car cela détériorerait le reste de la structure en époxy.

Le PU présente une faible adhésion au Silicium. Une possibilité consiste à peler précautionneusement la pellicule de PU. Cette opération est réalisable sur les capteurs les moins sensibles (clou de type 1), mais sur les capteurs à faible épaisseur de membrane ( $e < 60 \mu\text{m}$ ) une telle opération peut entraîner une détérioration de la membrane. Pour les capteurs clou les plus sensibles et donc particulièrement fragiles, l'équipe de l'ENS avec qui nous collaborons, a développé un procédé permettant de remplacer la partie supérieure de l'enrobage en minimisant les efforts subis par la membrane. Cette technique consiste à déposer sur le capteur clou, la première couche d'élastomère dont on silaniser la surface libre. L'opération de silanisation, réalisée par plasma, permet de créer des liaisons Si-O en surface de la couche d'élastomère traitée, réduisant ainsi l'adhésion à la surface de cette couche [Scheibert07]. Comme pour une bande adhésive, la silanisation réduit l'effort nécessaire au pelage d'une seconde couche d'enrobage placée sur la surface silanisée, sans trop réduire la résistance aux forces tangentielles. On peut ainsi la peler la seconde couche sans risquer de détériorer le capteur, et placer un enrobage de remplacement sur la première couche. Cette technique fonctionne avec du PDMS, tel que le montre Prevost et al. dans [MONAT09]. Des tests de silanisation sur du PU 80 shore A ont aussi été réalisés par A. Prevost et G. Debrégeas. La Figure 2.11 représente la photo d'une goutte d'eau déposée sur une surface de PU 80 shore A a) non-silanisée, b) silanisée, c) silanisée et nettoyée. Si on regarde l'angle au niveau du contact, on observe une hydrophobie plus importante pour les surfaces silanisées que pour la surface non-silanisée. L'hydrophobie est synonyme d'une faible énergie de surface et d'une faible adhésion. Ces éléments sont donc en faveur d'un pelage facilité de la couche qui sera placée dessus. Il reste toutefois à tester la résistance aux contraintes latérales qui seront en jeu lors de l'exploration de textures, une étude que nous avons en perspective.

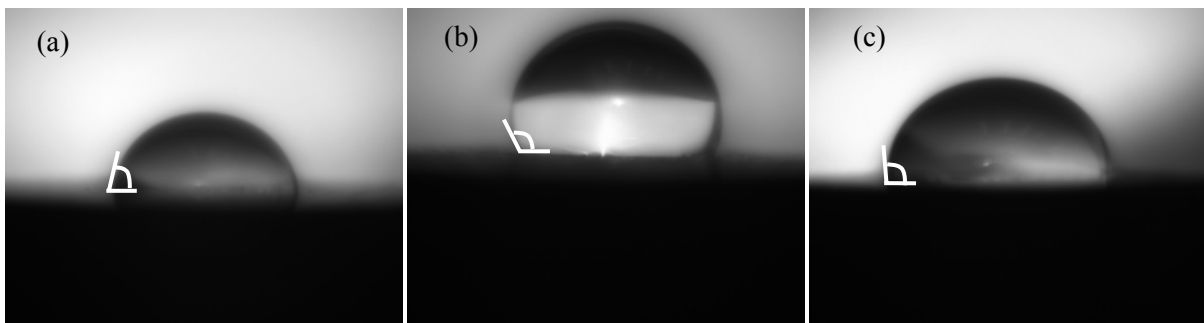


Figure 2.11: Photo d'une goutte d'eau déposée à la surface d'un échantillon de PU 80 shore A (LOCTITE 3957) (a) non-silanisée, (b) silanisée, (c) silanisée puis nettoyé avec une lingettes (KimWipes) imbibée d'eau, avec en blanc l'angle au contact. Même après nettoyage à l'eau, la surface silanisée est plus hydrophobe, donc à priori moins adhérente, que la surface non-silanisée. Cette expérience a été réalisée par l'ENS sur des échantillons de PU 80 shore A de même que constitution que ceux que nous utilisons pour nptre enrobage.

Enfin, la solution alternative, celle que nous employons actuellement, consiste à découper l'élastomère au moyen d'une lame tranchante (i.e. bistouri), puis à remouler la partie manquante de PU sur la partie restante. L'hypothèse d'une bonne liaison entre les deux parties de l'enrobage est acceptable tant que les deux parties sont formées du même type d'élastomère, le polyuréthane dans notre cas. Pour des capteurs plus fragiles, un découpage au laser est aussi envisageable.

### 2.2.5 Conclusion

Le doigt artificiel que nous avons conçu est principalement constitué d'un micro-capteur d'efforts tri-axes présenté en 2.1 recouvert d'un enrobage « mou », en analogie aux mécanorécepteurs implantés dans la peau. L'enrobage se compose de 2 couches de polyuréthane de dimensions différentes, une large (partie inférieure) qui protège le capteur d'effort (PU 50 ou 80 shore A) et une plus étroite (partie supérieure) qui est en contact avec la texture explorée. Parmi les différents prototypes de « peau artificielle » développés, ceux dont l'enrobage est formé entièrement de polyuréthane sont retenus pour leur linéarité en compression entre  $U_z$  et  $F_z$ , et leurs qualités en friction et en préservation de la texture explorée (papier ou tissu). Par la suite, le prototype 3, d'enrobage en 50 shore A, est sensible à l'abrasion et sera donc utilisé pour des explorations ponctuelles. Les prototypes 4 et 5, dont la partie supérieure de l'enrobage est en PU 80 shore A, plus dur et plus résistant à l'abrasion mais moins sensible à la friction que le PU 50 shore A, seront utilisés pour les explorations intensives de textures.

## 2.3 Dispositifs d'exploration

Pour permettre l'exploration d'un grand nombre d'échantillons et la constitution d'une base de données suffisante, l'exploration et l'acquisition des signaux se devaient d'être automatisées et synchronisées. Afin de garder une certaine reproductibilité dans les signaux observés et de fiabiliser les conclusions, il est intéressant de se placer dans des conditions d'exploration au maximum maîtrisées. Dans un premier temps, nous avons développé un système d'exploration ainsi qu'un logiciel contrôlant simultanément l'exploration et l'acquisition des signaux. Ce premier système d'exploration, qui visait à une utilisation immédiate du doigt artificiel, est basé sur l'utilisation d'une table traçante permettant de positionner le doigt artificiel avec précision. De plus, ce système est particulièrement bien adapté à l'exploration d'échantillons de faible épaisseur comme le papier et le tissu qui présentent une large gamme de textures. Parallèlement aux expériences menées avec ce système, un second système d'exploration a été développé. Ce dernier intègre une mécanique de précision et des capteurs de force macroscopiques. Il est destiné à résoudre les problèmes de bruits rencontrés sur le premier système, à caractériser le doigt artificiel en fonction des forces mises en jeu et à élargir le champ d'étude (différentes forces de contact, échantillons d'épaisseur plus importante, adaptation à une matrice de capteurs, etc.). Les deux premières parties de cette section décrivent les systèmes d'exploration développés. La dernière partie s'attache à la description du système d'acquisition mis en place.

### 2.3.1 Table traçante pour papiers et tissus

L'objectif du dispositif décrit dans cette partie est d'automatiser l'exploration de textures par le doigt artificiel. Les premiers échantillons auxquels nous souhaitons nous intéresser étaient de type papier et de type textile. Une table traçante comme base au dispositif d'exploration nous a paru particulièrement bien adaptée à ce type d'échantillon. L'utilisation informatisée pour laquelle est prévue la table traçante, permet de programmer rapidement un logiciel de contrôle automatisé des déplacements.

## a) Description générale et photo

Ce système d'exploration est basé sur une table traçante HP 7470 (voir Figure 2.12). La table présente comme intérêt de pouvoir explorer un échantillon selon deux axes,  $x$  et  $y$ . Le doigt artificiel est monté sur un « bras » motorisé. Le bras se déplace le long d'une barre métallique via une chenille circulant selon l'axe  $x$ . L'échantillon est déplacé selon l'axe  $y$  grâce à une paire de rouleaux motorisés. Un support en plastique dur de dimensions 22x15 cm sert de support d'échantillon. A l'origine, le support plastique comportait un sillon selon l'axe  $x$  au niveau de la zone de contact entre le stylo et le papier. Pour assurer une bonne planéité du support au niveau de la zone d'exploration, une lame d'aluminium de 1x20x0.05 cm est collée par-dessus le sillon, entre les deux rouleaux de déplacement de l'échantillon. L'abaissement du doigt sur la surface se fait par rotation du bras autour de l'axe  $x$ . La force normale, d'environ 0.4 N, est imposée par le poids du bras et du stylo (ou doigt artificiel) et par ressort de faible raideur. Un système d'électro-aimant permet de relever automatiquement le stylo lorsqu'il est abaissé et inversement.

Les moteurs des axes  $x$  et  $y$  sont identiques et de type pas à pas. La précision sur la position est de 25  $\mu\text{m}$  et la vitesse peut être fixée par pas de 3.8  $\text{mm}\cdot\text{s}^{-1}$  jusqu'à 381  $\text{mm}\cdot\text{s}^{-1}$  (accélération = 4.9  $\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$ ) [HP7470]. La plage de déplacement de 191.25 mm selon  $x$  et de 262.5 mm selon  $y$ . Un port GPIB permet le contrôle informatisé de la table (position, vitesse, abaissement du capteur).

On peut noter que le déplacement n'est pas du même type selon les deux axes. Le déplacement selon  $y$  est relativement dépendant de l'adhérence des rouleaux à l'échantillon et fait donc intervenir le poids et l'épaisseur de l'échantillon, ainsi que le coefficient de friction rouleau/échantillon. Pour ne pas introduire une dépendance au couple rouleau-échantillon dans le déplacement du doigt artificiel, il est choisi d'utiliser principalement l'axe  $x$  pour le frottement du doigt artificiel sur l'échantillon. Une fois le doigt artificiel relevé, les déplacements selon les axes  $x$  et  $y$  sont utilisés de manière indifférenciée pour changer de zone d'exploration.

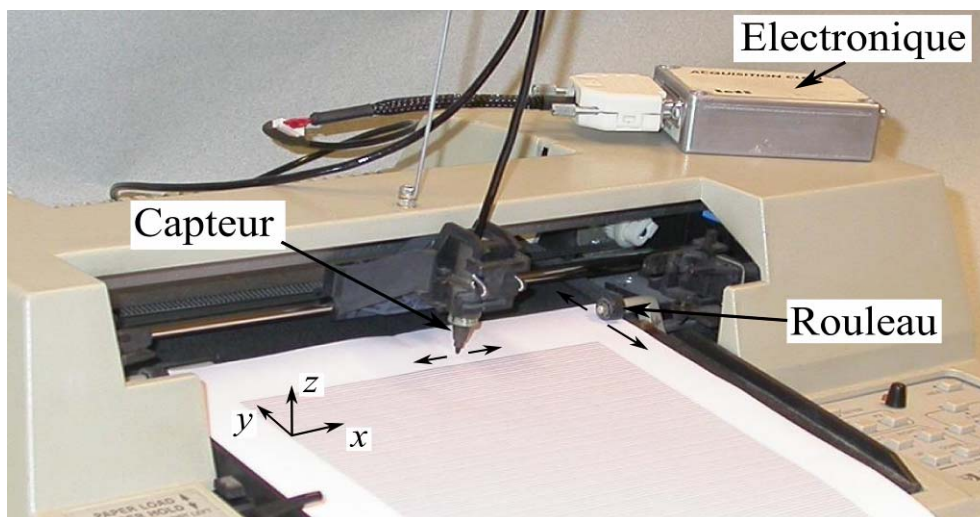


Figure 2.12: Photo du montage « Table Traçante ». Le doigt artificiel (ici le prototype à pointe) se déplace selon l'axe  $x$ . L'échantillon peut lui se déplacer selon l'axe  $y$  grâce aux rouleaux. Un système d'électro-aimant permet d'abaisser ou relever le stylo automatiquement.



b) Inconvénients du dispositif

Avec sa structure en plastique, la table traçante présente l'inconvénient d'être sensible aux vibrations externes. De plus, les régulateurs PID<sup>1</sup> des moteurs sont pré-réglés pour gérer la friction entre une pointe de stylo et du papier d'imprimante. La position instantanée du doigt artificiel n'étant pas observable et les PID n'étant pas réglables pour un autre type de contact (ex : élastomère/tissu) que celui prévu par HP (stylo HP/papier), rien ne permet de vérifier que le déplacement reste uniforme tout au long du trajet. Notamment, il a été observé que les moteurs peuvent entrer en résonance engendrant de fortes vibrations du châssis. Ce sont en partie les raisons pour lesquelles un deuxième dispositif d'exploration a été conçu. Il est muni d'une mécanique de précision et dédié à l'utilisation du doigt artificiel.

### 2.3.2 Dispositif de précision

Le deuxième dispositif d'exploration, dit dispositif de précision, a été conçu avec le souci de contrôler le déplacement avec précision et de minimiser les vibrations externes à la friction entre le doigt artificiel et l'échantillon. Ce dispositif a aussi pour objectif de mesurer la force normale et la force tangentielle subies par le doigt artificiel, afin de pouvoir caractériser ce dernier. La table de précision a été réalisée par Nominal Concept, un bureau d'étude extérieur au C.E.A., spécialisé dans la réalisation de dispositifs mécaniques de précision.

La table de précision présentée Figure 2.13 se décompose en deux parties : la partie capteur (à gauche) et la partie échantillon (à droite). Pour s'affranchir des vibrations extérieures au montage, l'ensemble est monté sur un marbre alvéolé supporté par un châssis anti-vibration à air comprimé (Thorlab).

a) Partie capteur

La partie capteur est composée de deux tables linéaires motorisées (Lx80F40 Linax, Jenny Science) permettant de déplacer le capteur selon les deux axes  $x$  (horizontal),  $y$  (vertical) comme indiqué sur la Figure 2.14. Ces tables linéaires sont équipées d'une règle optique qui permet de contrôler la position avec une précision de  $1\mu\text{m}$  sur une longueur de 8 cm. Le déplacement se fait sur des galets, ce qui garantit une bonne continuité du mouvement. Sur la table verticale est fixé un bras, au bout duquel se trouve le capteur. Les tables Lx80F40 peuvent supporter une force maximum d'opposition au déplacement de 40N. La table verticale est donc équipée d'un compensateur pneumatique qui permet de la soulager du poids du bras. Chaque table est reliée à un contrôleur Xenax (Jenny Science) lui-même relié à un ordinateur par câble ethernet. On peut ainsi programmer indépendamment le mouvement de chacune des tables.

---

<sup>1</sup> Système de régulation en boucle fermée considérant la Proportionnelle, l'Intégrale et la Dérivée (PID) d'un paramètre comme la position.

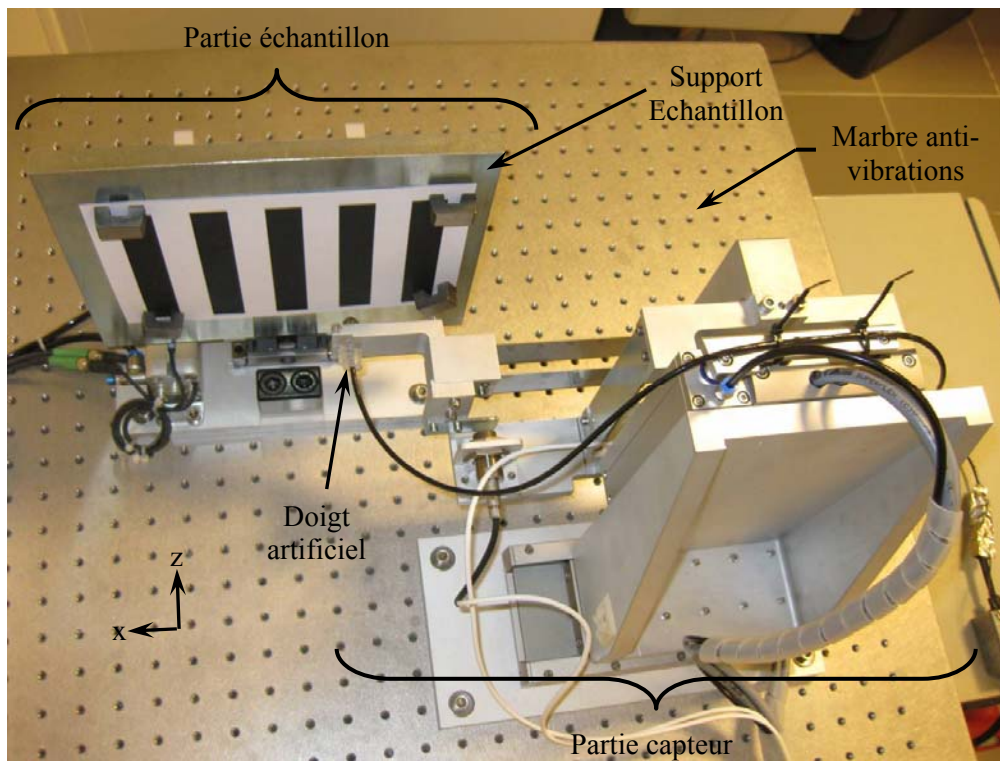


Figure 2.13: Dispositif de précision vu de dessus. Le dispositif est composé d'une partie échantillon (en haut à gauche) et d'une partie capteur (en bas à droite), toutes les deux fixées sur un marbre anti-vibration.

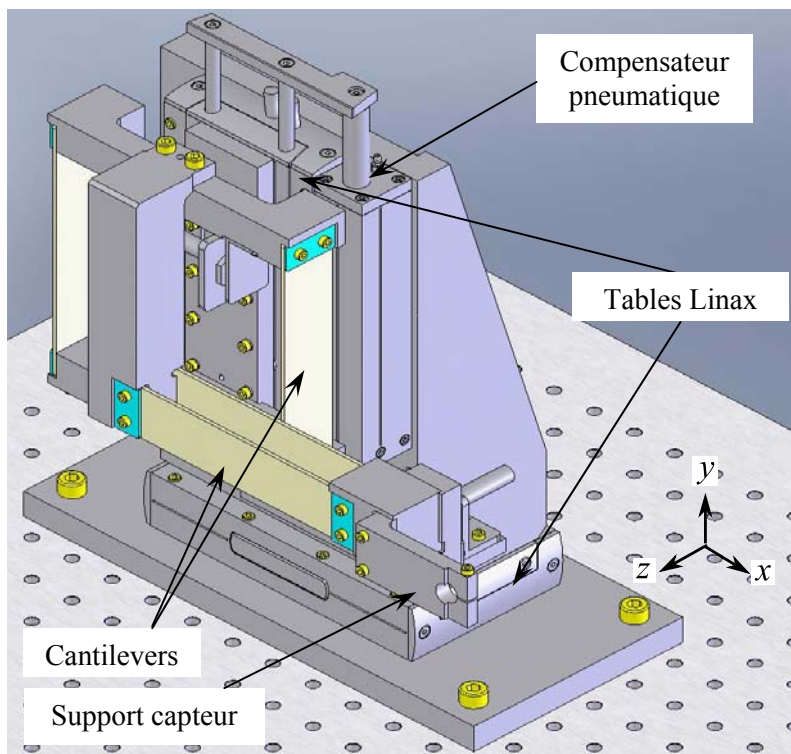


Figure 2.14 : Partie capteur du dispositif d'exploration.

Le bras se compose de deux cantilevers à bilame ressorts montés en série. Le premier cantilever mesure la force tangentielle selon l'axe  $x$ . Le second cantilever mesure la force normale selon l'axe  $z$ . Ces deux cantilevers sont respectivement nommés par la suite cantilever X et cantilever Z. Le fonctionnement des cantilevers est présenté dans la suite de cette partie. On notera que les lames ressorts sont orientées selon des plans verticaux ce qui permet de s'affranchir de la gravité pour les mesures de forces. Le support capteur est fixé à l'entretoise de l'extrémité libre du second bilame (voir Figure 2.14).

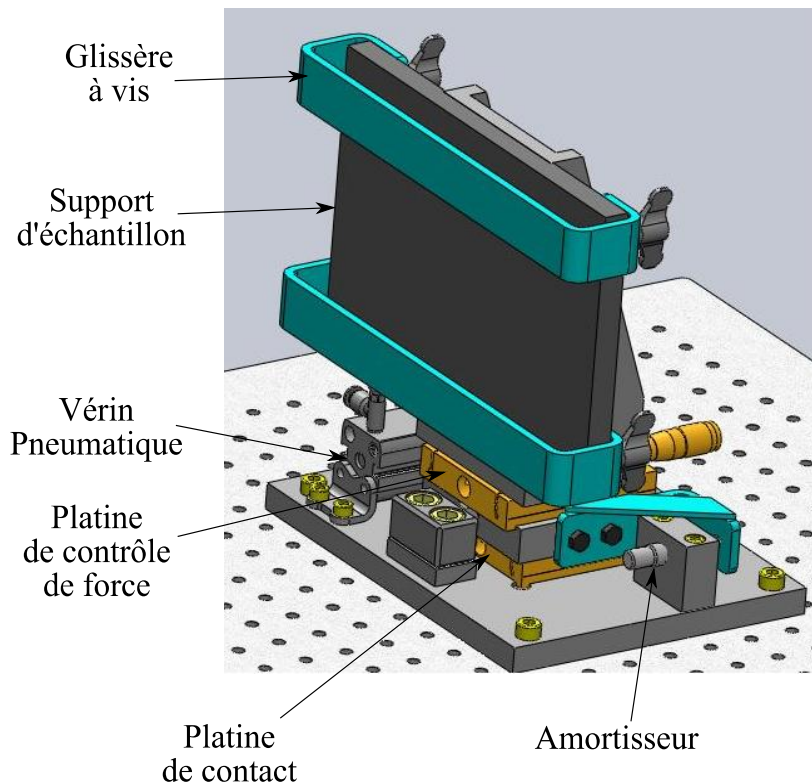


Figure 2.15 : Partie échantillon du dispositif.

#### b) Partie échantillon

La partie échantillon du système de précision, présentée en Figure 2.15, se compose d'une plaque d'acier de 24x20x1 cm, constituant le support d'échantillon. Les échantillons de grosse épaisseur peuvent être fixés au moyen de deux glissières réglables. Les échantillons de faible épaisseur, comme le papier, sont fixés au moyen d'aimants (voir Figure 2.13), ce qui permet d'ajuster facilement leur positionnement (position, planéité, tension). Le support d'échantillon est monté sur deux tables Newport superposées, permettant de le déplacer selon l'axe  $z$ . Les tables sont montées l'une sur l'autre selon la même direction  $z$  de déplacement. Chaque table Newport a un débattement de 2.5 cm. La table du dessous est équipée d'un vérin pneumatique qui permet d'avancer ou de reculer le support d'échantillon de 2.5 cm. Une commande électrique bistable, reliée à un module de commande (NI), permet d'actionner le vérin et de mettre ou non en contact le support d'échantillon et le doigt artificiel. Une butée mécanique, extérieure à la table inférieure, a été ajoutée de manière à ne pas détériorer celle de la table, qui n'est pas prévue pour un contact répété. Malgré le grand nombre de mise en butée, on garde ainsi une grande répétabilité sur la position avancée de la table. La table du dessus est équipée

d'un micromanipulateur à vis gradué (10  $\mu\text{m}$ /graduation) qui permet de faire un réglage fin de la force d'appui du support sur le doigt artificiel.

Comme pour le système table traçante, une partie logicielle programmée en Labview se charge de synchroniser la commande des moteurs et du vérin avec l'acquisition des signaux provenant du doigt artificiel et des cantilevers.

c) Caractérisation du système de cantilevers

L'objectif du système de cantilevers du dispositif est de mesurer la force normale et la force tangentielle, à l'arrêt comme pendant le déplacement du capteur (dynamique). Le principe de fonctionnement d'un cantilever est de mesurer le déplacement de l'extrémité libre d'une lame ressort soumise à une force. Comme pour un ressort, une relation de proportionnalité de type  $F=k.x$  lie le déplacement  $x$  de l'extrémité libre à la force normale  $F$  appliquée à cet endroit, via la raideur  $k$ . Le cantilever mono-lame habituellement utilisé, par exemple dans les Microscopes à Force Atomique, a l'inconvénient de changer l'orientation du plan tangentiel à l'extrémité libre avec la flexion de la lame. Sur notre montage, cela aurait pour conséquence de changer l'orientation du doigt artificiel en fonction de la force de contact, et de modifier la réponse du capteur en conséquence.

L'utilisation d'un bilame ressort encastrée à chacune des extrémités permet de garder le parallélisme entre les plans d'encastrement, donc de conserver sur notre montage une orientation constante du plan support capteur quelques soient les forces mises en jeux. La Figure 2.16 présente le comportement d'un cantilever bilame soumis à une force normal  $F$ . La flèche  $d_n$  de l'extrémité libre est proportionnelle à la force  $F$  appliquée. L'équation (2.8) permet d'estimer grossièrement la raideur  $k$  du cantilever bilame en fonction de la longueur  $L$ , de la largeur  $b$ , de l'épaisseur  $e$  et du module d'Young  $E$  des lamelles [Restagno00].

$$k = \frac{Ebe^3}{L^3} \quad (2.8)$$

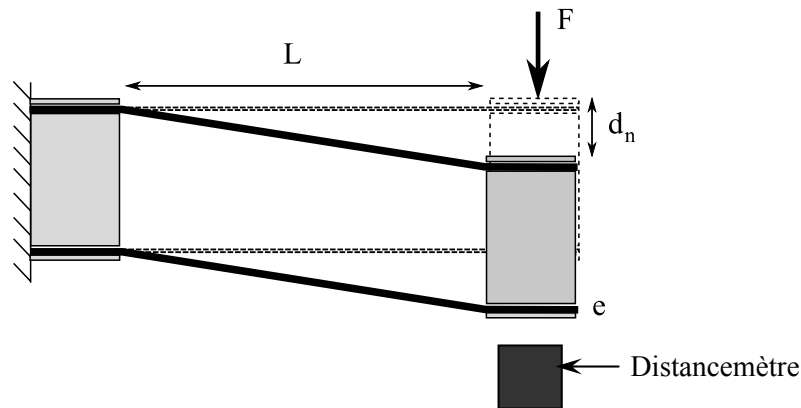


Figure 2.16 : Schéma d'un cantilever bilame

Sur le dispositif de précision, le cantilever Z mesurant la force  $F_z$  comporte des lamelles en acier à ressort d'épaisseur  $e = 0.6 \text{ mm}$  et de module d'élasticité  $E = 220 \text{ GPa}$ , et de longueur  $L = 120 \text{ mm}$ , soit une raideur  $k_z \approx 0.8 \text{ N.mm}^{-1}$ . Le cantilever X mesurant  $F_x$  comporte des lamelles en acier inoxydable

d'épaisseur  $e = 1.5$  mm et de module d'élasticité  $E = 203$  GPa, de même longueur que les précédentes, soit  $k_x \approx 11$  N.mm<sup>-1</sup>. La raideur du cantilever Z est choisie faible afin d'imposer une force normale faible et qui varie peu selon les rugosités explorées. La raideur du cantilever X est choisie grande pour que soit imposé un déplacement plus qu'une force tangentielle [Scheibert07].

Les déplacements relatifs aux cantilevers X et Z sont mesurés avec des capteurs à courant de Foucault Micro-Epsilon, de modèles respectifs U3 (plage de mesure de 3 mm) et EU6 (plage de mesure de 6mm). Ces capteurs délivrent une tension, respectivement  $U_{x \text{ cant}}$  et  $U_{z \text{ cant}}$ , proportionnelle au déplacement d'une cible en acier en face de laquelle ils sont placés.

La raideur des cantilevers est très dépendante de l'épaisseur et de la longueur des lamelles. Les capteurs de déplacement à courant de Foucault sont eux dépendant de leur environnement magnétique. Le système de cantilevers est donc caractérisé une fois monté sur le système complet.

Pour une utilisation optimum des capteurs de déplacement, la caractéristique de ceux-ci doit être ajustée à l'environnement et à la plage 0-5 V du système d'acquisition. Cela est réalisé grâce à trois potentiomètres de l'électronique capteur permettant de régler le zéro, la linéarité et le gain. Un capteur optique Micro-Epsilon NCDT1700 de résolution 1  $\mu$ m et de très bonne répétitivité est utilisé pour la caractérisation. Une fois réglés, les capteurs ont une caractéristique linéaire de pente 1.2 mm.V<sup>-1</sup> pour EU6 et 0.6 mm.V<sup>-1</sup> pour U3. L'erreur de mesure de ces capteurs ne dépasse pas 0.3  $\mu$ m pour EU6 et 0.15  $\mu$ m pour U3.

Les cantilevers sont ensuite caractérisés avec des masses référencées. Les sensibilités des cantilevers Z et X obtenues sont respectivement  $S_{z \text{ cant}} = -1.64 \pm 0.01$  N.V<sup>-1</sup> et  $S_{x \text{ cant}} = 13.65 \pm 0.2$  N.V<sup>-1</sup>. Cela correspond à des raideurs de cantilevers respectives  $k_z = 1.37 \pm 0.01$  N.mm<sup>-1</sup> et  $k_x = 22.8 \pm 0.2$  N.mm<sup>-1</sup>. La Figure 2.17 illustre les caractéristiques des deux cantilevers.

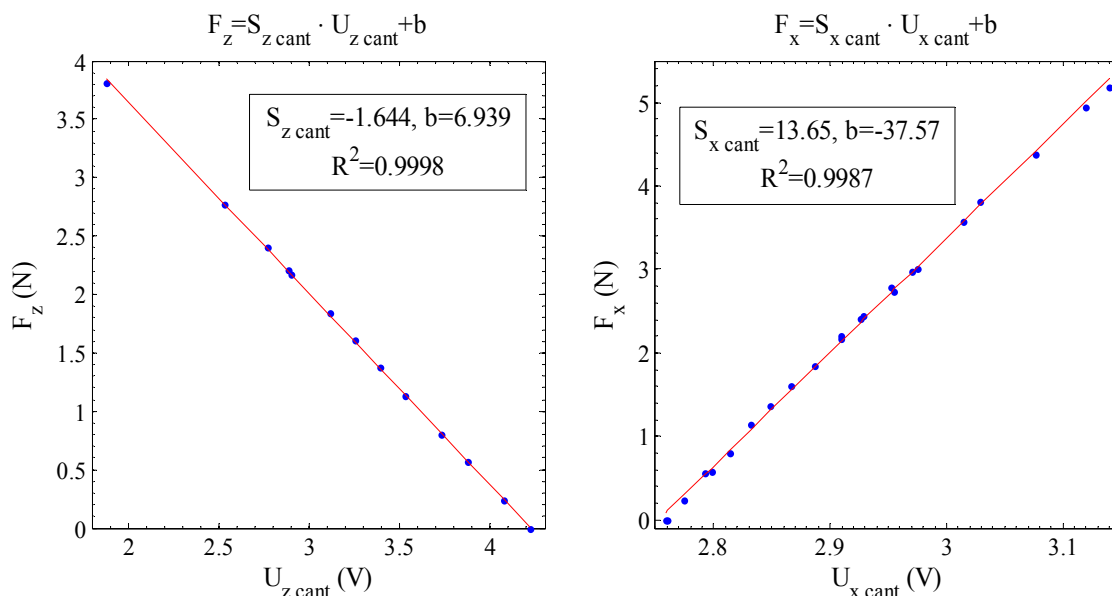


Figure 2.17: Caractéristiques des cantilevers  $F_z$  (à gauche) et  $F_x$  (à droite)

Le cantilever bilame a tout de même l'inconvénient d'imposer au support capteur un déplacement latéral  $d_l$  lorsqu'un déplacement  $d_n$  est imposé selon l'axe normal. Lorsque  $d_n$  est faible devant  $L$ ,  $d_l$

peut être estimé par la relation  $d_l = L - \sqrt{L^2 - d_n^2}$  avec  $L$  longueur des lames et  $d_n$  déplacement des lames selon l'axe normal au plan des lames. Pour une force normale  $F_z$  de l'ordre de 1 N, appliquée sur le support capteur, soit un déplacement  $d_n=0.73$  mm, le support capteur se déplace latéralement selon l'axe x d'environ  $d_l = 2.2$   $\mu\text{m}$ . A la mise en contact, cela peut induire une force  $F_x$  de l'ordre de 50 mN. Ce sujet est traité avec plus de détails en Annexe C.

### 2.3.3 Chaîne d'acquisition et de commande

Les signaux du doigt artificiel et des capteurs de cantilevers sont numérisés et enregistrés via une chaîne d'acquisition synchronisée à la chaîne de commande du dispositif d'exploration.

Les cartes d'acquisition et de commande (NI DAQCard 6036E ou NI SCXI 1600), utilisées pour numériser les signaux, ont une fréquence d'échantillonnage  $f_e$  programmable. Pour empêcher un repliement de spectre, la carte d'acquisition est précédée d'un bloc de filtrage analogique passe-bas SCXI 1141 (NI), sur lequel sont câblées les sorties des électroniques des capteurs (3 voies pour le doigt artificiel et 2 voies pour les capteurs de distance associés aux cantilevers). Le bloc de filtrage contient un filtre elliptique passe-bas du 8<sup>ème</sup> ordre, avec une fréquence de coupure programmable. De façon générale, la fréquence de coupure de ce filtre est automatiquement réglée à environ  $f_e/3$ .

La commande de la table traçante se fait via un contrôleur interne connecté à un module GPIB-USB de NI, permettant d'envoyer les ordres de commande. La commande des contrôleurs XENAX des moteurs de la table de précision se fait par liaison ethernet. Nous utilisons une des sorties de la carte d'acquisition pour commander le bistable du vérin. Cela permet d'avancer ou de reculer automatiquement le support d'échantillon de 2.5 cm.

Enfin, un logiciel développé sous Labview contrôle simultanément les commandes et l'acquisition des signaux. Le logiciel permet notamment de programmer un jeu de trajectoires et de les synchroniser à l'acquisition lors de l'exécution du programme, ce qui facilite les expériences répétitives, sur plusieurs échantillons.

### 2.3.4 Conclusion

Deux dispositifs d'exploration ont été développés. Le premier, de constitution plus simple que le second, a permis de mettre en place rapidement des expériences d'exploration de textures. Le second, de mécanique plus complexe, a nécessité plus de temps à concevoir et à réaliser. Mais il améliore grandement les possibilités d'expérimentation. Il permet par ailleurs la caractérisation du capteur clou enrobé, une phase essentielle pour la compréhension des phénomènes mécaniques à l'origine des signaux observés. La partie suivante s'intéresse à la caractérisation en force du doigt artificiel, effectuée grâce à ce dernier dispositif.

## 2.4 Caractérisation du doigt artificiel

Maintenant que sont présentées les différentes parties du système de toucher artificiel et avant d'aborder la question de la reconnaissance de textures, il paraît intéressant de s'arrêter sur la caractérisation du capteur clou enrobé. Cette étude n'a pu être faite qu'après la mise en place du

dispositif de précision conçu à cet effet. Bien que la majorité des expériences de reconnaissance de texture aient déjà été menées avec le dispositif de table traçante avant cette phase de caractérisation, celle-ci permet d'améliorer l'interprétation des signaux et des différents phénomènes observés par la suite. La caractérisation du doigt artificiel permet notamment de quantifier les efforts typiquement mis en jeu lors des expériences d'exploration de textures, et de se faire une idée plus précise quand aux capacités « sensorielles » du capteur. Enfin, le doigt artificiel portant un enrobage en élastomère, il peut être intéressant de vérifier le comportement de celui-ci en fonction des forces appliquées en surface (déformations, efforts transmis).

Cette partie présente la caractérisation du prototype 5 de doigt artificiel (voir Tableau 2.3) dont l'enrobage est composé entièrement de PU 80 shore A. Les prototypes 3 et 4 ont malheureusement subi des détériorations irréversibles avant de pouvoir être caractérisés. Enfin, les prototypes 1 et 2 (pointe de stylo et bille de verre), jugés non-pertinents pour les expériences de reconnaissance de textures de papier ou de tissu (voir paragraphe 2.2.3), n'ont pour l'heure pas été caractérisés complètement.

La caractérisation du doigt artificiel est réalisée grâce au dispositif de précision qui permet, avec le système de cantilevers, de mesurer la force normale et la force tangentielle lors des différentes phases de l'exploration. Cette partie s'arrête d'abord sur la mise en contact du doigt artificiel avec le support d'échantillon. Cette étude s'intéresse au temps de stabilisation du système et au phénomène d'accommodation de l'enrobage, afin de déterminer le nombre de contacts et le temps de relaxation permettant d'obtenir une certaine reproductibilité des conditions initiales, avant la mise en friction du doigt artificiel. Une fois cette procédure établie, nous nous intéresserons à la caractérisation statique (sans déplacement latéral) en force normale. Nous présentons ensuite à la caractérisation en force normale et tangentielle lors de la friction. Enfin, dans les dernières sections, nous abordons des problèmes liés à l'environnement de mesure et à l'usure, des facteurs qui peuvent avoir une influence non-négligeable sur la reproductibilité des mesures.

### 2.4.1 Mise en contact

Pour les deux dispositifs d'exploration développés, l'enrobage subit un choc assez important lors de la mise en contact du doigt artificiel avec le support d'échantillon. Cette déformation brutale peut entraîner des phénomènes transitoires tels qu'une oscillation du système, un amortissement progressif et une certaine accommodation (ou assouplissement) de l'élastomère. Pour une meilleure reproductibilité des mesures, ces phénomènes transitoires sont à prendre en compte dans la procédure d'exploration et dans le traitement des données. Afin de déterminer les conditions dans lesquelles les mesures devraient être faites pour améliorer leur reproductibilité, deux expériences ont été réalisées. La première porte sur les phénomènes d'oscillation et d'amortissement après mise en contact du doigt. La seconde étudie l'accommodation de l'enrobage ou effet Mullins, lors de mises en contact successives.

#### a) Oscillations et amortissement

La première expérience consiste à mettre en contact le doigt artificiel avec le support d'échantillon pendant une durée assez longue pour pouvoir observer la stabilisation du système. Sur le dispositif de précision, la mise en contact se fait grâce au déplacement du support d'échantillon (vérin pneumatique) jusqu'à la butée mécanique. La vis micrométrique de la platine sur laquelle se trouve le



support d'échantillon est réglée de manière à observer une force normale  $F_z$  de l'ordre de 0.5 N. Après un certain temps pendant lequel l'enrobage est en compression, le support d'échantillon est reculé pendant au moins la même durée, laissant place à une phase de relaxation de l'enrobage.

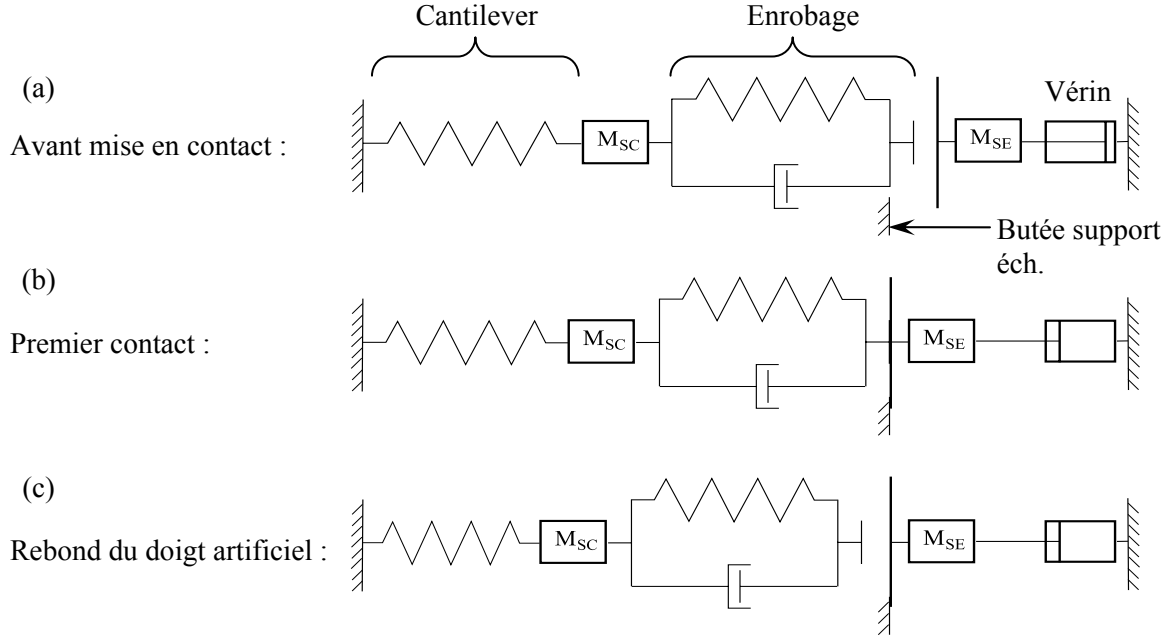


Figure 2.18: Schéma masse-ressort du système (cantilever, enrobage et support d'échantillon). A gauche, la partie capteur, avec le cantilever schématisé par un ressort, le support capteur de masse  $M_{SC}$  et l'enrobage schématisé par un ressort et un amortisseur en parallèle. A droite, la partie échantillon schématisée par un vérin, la masse du support d'échantillon  $M_{SE}$  et la butée qui limite le déplacement du support à 2.5cm. Les trois schémas représentent le début du déplacement du système : (a) support d'échantillon à l'arrêt, (b) premier contact, (c) rebond du doigt artificiel avant la mise en oscillation jusqu'à amortissement totale par l'enrobage.

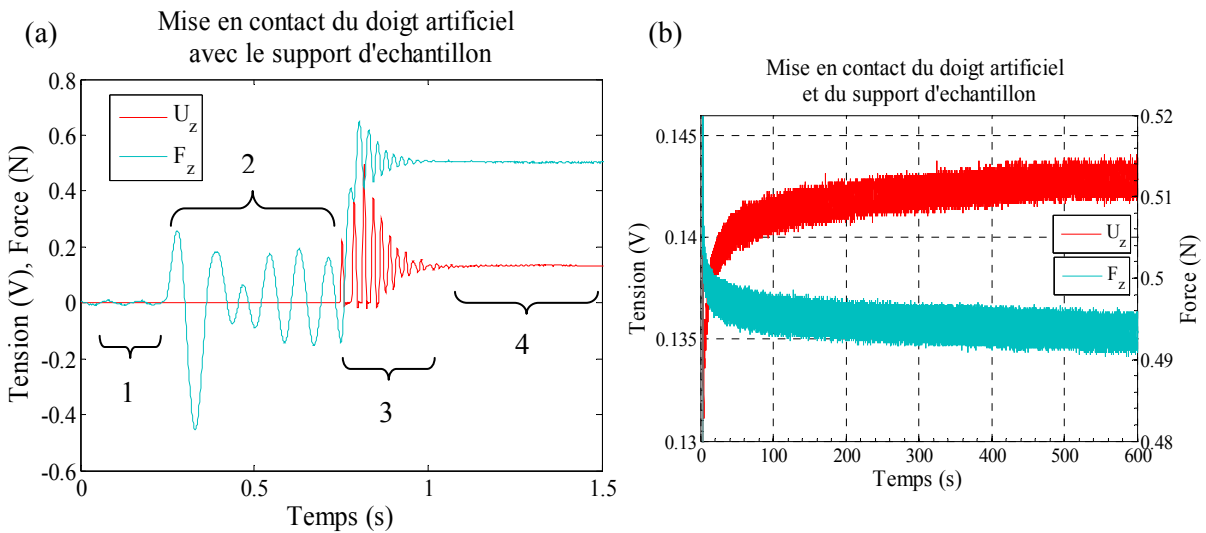


Figure 2.19 : (a) Force  $F_z$  (cantilever) et tension  $U_z$  (capteur clou) au moment de la mise en contact. On peut observer les 4 phases de la mise en contact: 1. support d'échantillon au repos, 2. mise en mouvement du support d'échantillon, 3. début de contact et mise en oscillation du support capteur, 4. compression lente de l'enrobage. (b) compression progressive de l'enrobage sur une durée de 600s.



La mise en mouvement de l'ensemble de la partie capteur (support capteur + enrobage + cantilever) est schématisée sur la Figure 2.18. La Figure 2.19 représente la force  $F_z$  mesurée par le cantilever et la tension  $U_z$  donnée par le capteur clou, lors d'une mise en contact maintenue pendant 10 minutes. Sur cette figure, on peut noter que l'offset de la tension  $U_z$ , évoquée en 2.1.4, a été retirée.

La mise en contact peut se décomposer en 4 phases remarquables sur les signaux  $F_z$  et  $U_z$  de la Figure 2.19.a. Lors de la phase 1, le support d'échantillon est en position reculée et l'ensemble du système est à l'arrêt. Lors de la phase 2, le vérin est actionné par la commande bistable et change de position, mettant en mouvement le support d'échantillon. Durant cette phase, l'inertie du support d'échantillon fait osciller le marbre anti-vibration et les cantilevers, ce qui se traduit par une oscillation de  $F_z$  sur la Figure 2.19.a.

La phase 3 commence par l'impact de mise en contact du support d'échantillon et du doigt artificiel, qui induit un recul et une oscillation du système (doigt artificiel + cantilever Z). La vitesse de déplacement du support d'échantillon, contrôlée par l'air comprimé injecté dans le vérin, est rapide et la masse du support d'échantillon importante (de l'ordre du kg). Pour cette raison, on peut noter que, lors de la phase 3, le doigt artificiel rebondit plusieurs fois sur le support d'échantillon, (oscillations tronquées de  $U_z$  sur la Figure 2.19.a), avant de garder le contact avec le support. Lors de ces oscillations, il faut noter que  $U_z$  atteint 3.5 fois la valeur post-oscillation. Si l'on augmente la force normale, il faut donc veiller à ne pas atteindre la force normale maximale autorisée par le capteur (voir Tableau 2.1). Cette condition est a priori respectée si la tension  $U_z$ , une fois le système stabilisé, n'excède pas 2.5V, tension de saturation de l'électronique d'amplification. De plus, on peut noter sur la Figure 2.19.a que les oscillations de  $U_z$  et de  $F_z$  ont un déphasage de  $\pi$ , ce qui traduit le fait que l'enrobage et le cantilever sont respectivement d'un côté et de l'autre de la masse du support capteur qui oscille, comme représenté sur le modèle mécanique en Figure 2.18. Les oscillations sont progressivement atténuées par l'enrobage. On peut noter, d'ors et déjà, que la durée cumulée des phases 2 et 3 est d'environ 0.75s, le temps minimum de stabilisation du système pour une force normale de 0.5N.

Lors de la phase 4, l'enrobage du doigt se comprime progressivement contre le support d'échantillon, ce qui se traduit par l'augmentation de la force normale perçue par le capteur clou, et donc de la tension  $U_z$ . Comme la position du support d'échantillon est constante (butée mécanique), la force  $F_z$  subie par le cantilever diminue d'autant que l'enrobage se comprime. On note sur la Figure 2.19.c que le temps de stabilisation est très long par rapport au temps d'amortissement des oscillations. Comparée à la valeur finale mesurée en  $t = t_0 + 600$  s,  $U_z$  a atteint 95% de cette valeur après environ 3s, 97% après 15s, 98% après 30s et 99% après 120 s.

Nous estimons expérimentalement qu'environ 2 min après le contact,  $U_z$  a atteint sa valeur asymptotique à l'amplitude du bruit près. Pour une meilleure reproductibilité des conditions initiales, il serait donc souhaitable d'attendre 2 min après la mise en contact du doigt artificiel avant de commencer l'exploration en friction.

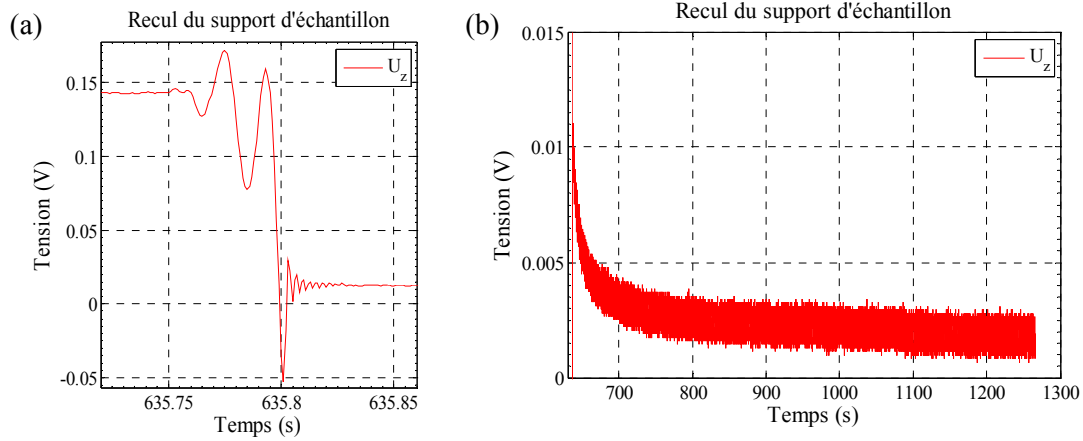


Figure 2.20: Phénomènes transitoires lors du recul du support d'échantillon : (a) oscillations amorties, (b) relaxation de l'enrobage sur une durée de 600s.

Les Figure 2.20.a et Figure 2.20.b présentent la tension  $U_z$  lors du recul du support d'échantillon avec la phase de relaxation de l'enrobage. On peut y distinguer 4 phases similaires à celles relevées lors de la compression : (1) en contact mais à l'arrêt, (2) oscillation de mise en mouvement du support d'échantillon, (3) oscillations amorties et (4) relaxations lente. On peut noter que  $U_z$  ne revient pas à sa valeur initiale, même après 600 s, signe d'une relaxation non complète (déformation résiduelle). Cette déformation est notamment expliquée par l'accommodation du matériau (effet Mullins), phénomène abordé dans la partie suivante. Comme pour la compression, la valeur asymptotique de  $U_z$  est atteinte à 1% près, environ 2min après le recul du support d'échantillon.

#### b) Accommodation (effet Mullins)

L'accommodation (stress softening) ou effet Mullins est caractérisée par un assouplissement et une contrainte rémanente du matériau lors des premières sollicitations, résultant en une diminution, à mesure des sollicitations, des contraintes nécessaires pour réaliser une même déformation. Ce phénomène est attribué à une diminution du nombre de chaînes élastiques effectives du réseau moléculaire [Thomine04]. [Bokobza02] observent une baisse des contraintes particulièrement importante entre le premier et le second étirement d'un échantillon d'élastomère, traduit par une déformation rémanente et une perte de rigidité.

Le capteur clou mesure les contraintes à la base de l'élastomère. Il se peut donc que l'assouplissement de celui-ci influence la reproductibilité des mesures. Nous avons pu observer qu'après une première sollicitation,  $U_z$  ne retrouve pas tout à fait sa valeur initiale, même après 2 minutes de relaxation. Or, le zéro de force est utilisé pour le calcul de l'offset des tensions du capteur clou, sujet abordé en 2.1.4. Deux questions se posent : Quand doit-on considérer l'offset de  $U_z$ ? La variation de  $U_z$  lors de la compression reste-elle la même à mesure des sollicitations?

Pour déterminer le nombre de sollicitations nécessaires à une bonne reproductibilité des signaux issus du capteur clou, le doigt artificiel est mis en contact puis reculé de manière répétée. Cette expérience est renouvelée plusieurs fois avec des durées de cycle différentes. On appelle  $\Delta U_{zi}$ , définie selon l'équation (2.9), la variation de  $U_z$  lors de la  $i^{\text{ème}}$  mise en contact de l'élastomère, avec  $t_{2i}$  et  $t_{2i+1}$  les instants correspondant respectivement au front montant (mise en contact) et front descendant (recul) de  $U_z$ .

$$\Delta U_{z_i} = U_z(t_{2i+1} - 2s) - U_z(t_{2i} - 2s) \quad (2.9)$$

La Figure 2.21.a illustre l'évolution de  $\Delta U_z$  au cours de 200 cycles de 23 s par phase (compression, relaxation) exécutées suite à un temps de repos important (plusieurs heures). On observe que la première mise en contact impose une contrainte normale au niveau du capteur clou, légèrement plus importante que les cycles suivants (de 1% à 2%). Par ailleurs, on peut noter sur cette même figure, une certaine dérive de  $\Delta U_z$  à partir de la seconde mise en contact. Cela peut s'expliquer par un temps de relaxation trop court pour permettre un retour à des conditions initiales reproductibles (l'historique de mise en contact n'est pas remis à zéro).

L'expérience est donc renouvelée mais cette fois-ci avec un temps de relaxation de 70 s pour un temps de compression de 23 s. La Figure 2.21.b présente les variations de  $\Delta U_z$  à mesure des sollicitations. On remarque, tout d'abord, un changement d'environ 5 mV entre les valeurs des deux expériences. Cette nouvelle réalisation de l'expérience ayant eu lieu à quelques jours d'intervalle, nous supposons que ce changement provient d'une variation des conditions extérieures (température, hygrométrie, pression), un problème abordé en 2.4.4. On note aussi que le pic de premier contact n'est pas présent car le doigt artificiel a déjà été sollicité quelques fois avant de débiter l'expérience (réglage de la force normale). Enfin, on peut voir que la répétabilité est améliorée et que la dérive disparaît. Ainsi, après 70 s de relaxation, l'enrobage semble réagir indépendamment de l'historique des sollicitations vécues.

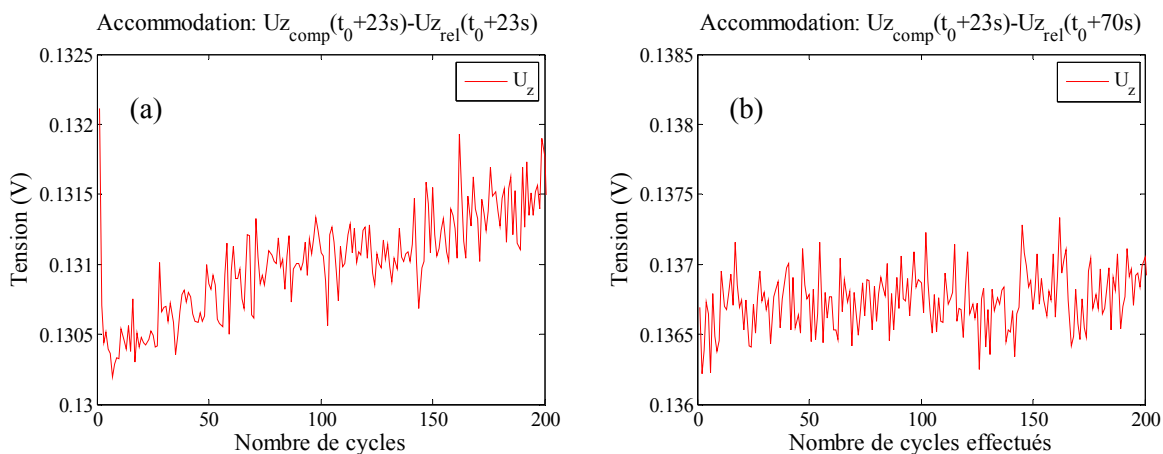


Figure 2.21: Influence de l'accommodation de l'enrobage sur  $\Delta U_z$  lors de mises en contact répétées. (a) L'expérience est menée pour une durée de phase (compression ou relaxation) de 23 s. (b) L'expérience est répétée pour une durée de phase de 23s pour la compression et 70 s pour la relaxation. La force normale est d'environ 0.5N.

### c) Protocole de mesure proposé

Suite à ces expériences, un protocole est établi pour placer l'enrobage dans des conditions de contraintes normales reproductibles avant de procéder aux mesures en statique ou lors de la mise en friction. Avant de débiter une campagne de mesures on réalise un échauffement de l'enrobage pendant 50 cycles rapides. Un premier contact de 23 s suivi d'une relaxation de 70 s avant toute acquisition, permet de se placer dans des conditions de relaxation indépendantes de l'histoire de l'enrobage. Enfin, s'en suit une mise en contact de 23 s minimum avant la mise en mouvement du capteur, afin de se placer dans des conditions de compression de l'enrobage reproductibles. Etabli sur

la fin de la thèse, en raison du temps de réalisation du dispositif de précision, ce protocole n'a malheureusement pas pu être utilisé pour les expériences de texture présentées dans le Chapitre 3. L'amélioration qu'il apporte sera donc à confirmer lors des prochaines expériences de reconnaissance de texture.

### 2.4.2 Caractérisation statique en force normale

La caractérisation du doigt artificiel selon la force normale avait été abordée avec le dispositif de balance pour choisir l'enrobage (voir 2.2.3). Cette caractérisation est renouvelée avec le dispositif de précision qui permet une caractérisation plus précise. Le protocole établi dans la section précédente est appliqué afin de se placer dans les conditions les plus reproductibles possibles. Après 50 mises en contact d'échauffement, le capteur est mis en contact une première fois puis reculé pendant 70s, avant d'effectuer 3 cycles de mise en contact de 70s par phase de compression ou relaxation. Lors de ces 3 derniers cycles, la variation  $\Delta U_z$  à la mise en contact est calculée selon l'équation (2.9). Cette procédure est répétée pour les forces de contact  $F_z=0.5\text{N}$ ,  $0.51\text{N}$ ,  $0.52\text{N}$ ,  $0.53\text{N}$ ,  $0.75\text{N}$ ,  $1\text{N}$ ,  $2\text{N}$ . L'expérience est également réalisée deux fois à quelques jours d'intervalle afin vérifier la reproductibilité de la caractéristique trouvée au cours du temps (problème discuté en 2.4.4).

La Figure 2.22 illustre  $\Delta U_z$  en fonction de  $F_z$  pour les deux réalisations de l'expérience, avec en trait plein l'approximation linéaire de chacun des jeux de données (bleu, vert, rouge), correspondant respectivement aux deux réalisations de l'expérience, et aux deux jeux confondus. Toutes données confondues, on obtient une relation linéaire du type  $\Delta U_z = S_z \cdot F_z$ , avec  $S_z \approx 0.29\text{V} \cdot \text{N}^{-1}$  et un coefficient de détermination  $R=0.9999$ . On peut cependant noter une légère différence de pente (environ 1.8%) entre les deux jeux de données, qui peut provenir en partie d'un changement des conditions environnementales faisant varier légèrement la sensibilité du capteur clou.

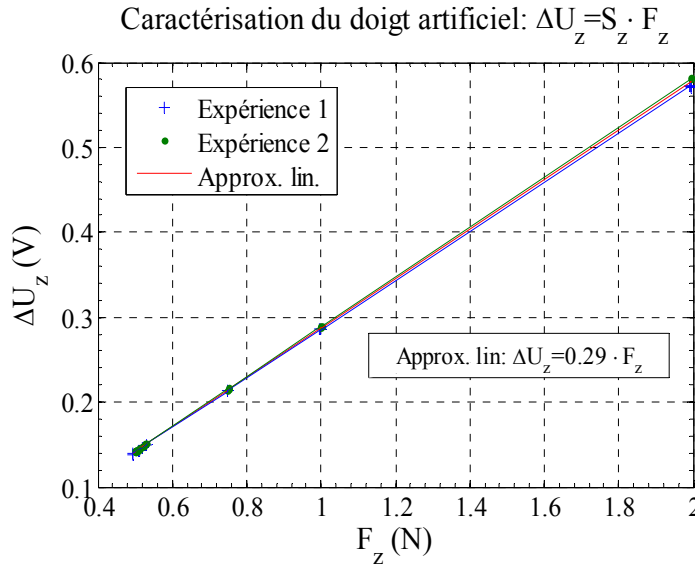


Figure 2.22: Caractérisation du doigt artificiel en force normale statique. Caractéristiques de deux expériences menées sur deux jours différents.

Lors de la mise en contact de l'enrobage, nous observons l'apparition d'une force tangentielle qui n'aurait à priori pas lieu d'être lors d'un contact orthogonal à la surface du support d'échantillon. La Figure 2.23 illustre l'évolution de  $U_x$  et de  $F_x$  en fonction de la force de mise en contact.

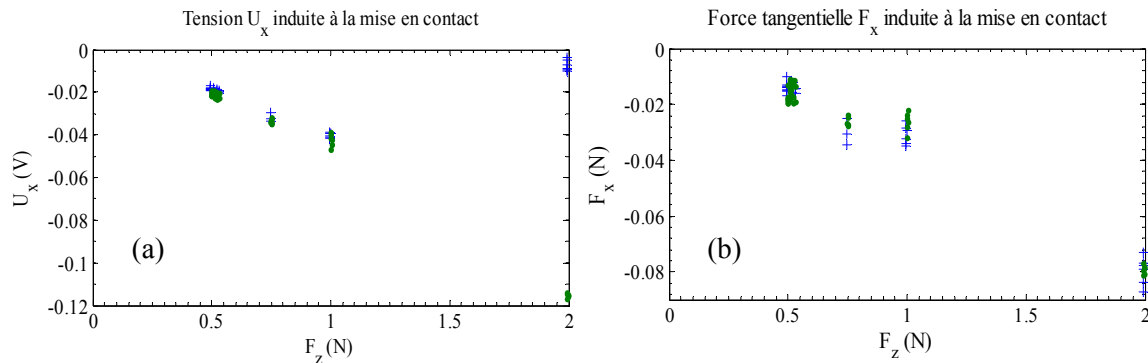


Figure 2.23: (a) Tensions  $U_x$  et (b) force tangentielle  $F_x$  induites à la mise en contact, en fonction de  $F_z$ .

La force  $F_x$  proviendrait ici du léger déplacement latéral dû à la trajectoire circulaire de l'extrémité du cantilever Z lorsqu'on applique une force  $F_z$ , phénomène évoqué en 2.3.2. De même, une variation de tension sur  $U_x$  et  $U_y$  à la mise en contact a aussi été observée dès les premières expériences effectuées sur la table traçante. Quelques précisions sur le comportement du système à l'égard de cette force tangentielle de contact sont apportées en Annexe C. Toutefois, il faut noter que la force tangentielle induite par le contact n'intervient pas à priori dans les efforts mesurés pendant le glissement.

### 2.4.3 Caractéristiques en friction

Une fois la caractérisation du doigt artificiel effectuée en statique, il est intéressant de caractériser celui-ci durant le glissement sur une surface, pour se rendre compte des efforts et des coefficients de friction effectivement engendrés. Cette caractérisation dynamique du doigt artificiel est réalisée au moyen du dispositif de précision. De même que pour la caractérisation statique et selon le protocole de mesure établi en 2.4.1, nous effectuons un échauffement de l'enrobage avant l'expérience. Avant chaque acquisition, l'enrobage subit une mise en contact suivie d'une relaxation de 70 s. Le doigt artificiel est ensuite mis en compression pendant 23 s avant d'être déplacé selon l'axe  $x$  sur une longueur de 70mm à une vitesse de  $5 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ . Cette procédure est répétée pour plusieurs forces de contact différentes  $\{0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.75, 1, 1.3, 1.6, 2\}$  N. L'expérience est réalisée sur 3 échantillons de coefficient de friction à priori différents qui sont, par ordre de coefficient de friction décroissant : du papier photo (Ph) très adhérent, du papier d'imprimante (Pa), et du plastique (Pl) à surface granulé très glissante. L'expérience est répétée à deux jours d'intervalle pour vérifier la reproductibilité des mesures dans le temps.

#### a) Prétraitement

Dans cette section, pour la composante  $i = x, y$  ou  $z$ , on appellera  $U_{i \text{ brut}}(t)$  le signal brut tel qu'enregistré lors de l'acquisition et  $U_{i0} = U_{i \text{ brut}}(t_0 - 2s)$  l'offset à  $F_z = 0\text{N}$ , avec  $t_0$  l'instant de mise en contact. Pour simplifier les notations on appellera  $U_i(t)$ , les signaux du capteur clou prétraités selon l'équation (2.10) :

$$U_i(t) = U_{i \text{ brut}}(t - t_0) - U_{i0} \quad (2.10)$$

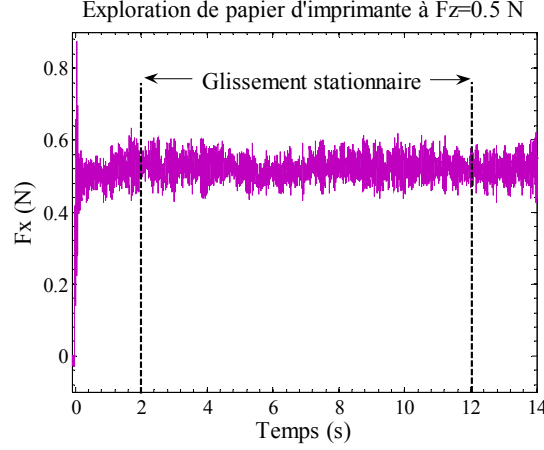


Figure 2.24: Évolution de la force tangentielle  $F_x(t)$  lors de l'exploration d'un papier d'imprimante selon l'axe  $x$  à  $F_z=0.5N$ .

La Figure 2.24 présente la force tangentielle  $F_x$  lors de l'exploration d'un papier d'imprimante avec une force normale  $F_z=0.5N$ . Pour ne considérer que la partie stationnaire de glissement, on extrait la partie correspondant à l'intervalle [2s ; 12s] des 14s de glissement effectif. On appelle alors  $U_i$  et  $F_i$ , les valeurs de  $U_i(t)$  et  $F_i(t)$  moyennées sur l'intervalle de glissement stationnaire.

#### b) Coefficient de friction et dépendance croisée des composantes

La Figure 2.25.a représente  $F_x$  en fonction de  $F_z$ , permettant d'estimer le coefficient de friction dynamique  $\mu=F_x/F_z$  entre l'enrobage et chaque échantillon. L'ordre des coefficients de friction obtenus par régression linéaire correspond à celui attendu, soit  $\mu_{ph}=1.37 > \mu_{pd}=1.01 > \mu_{pl}=0.23$  respectivement pour le papier photo, le papier d'imprimante, le plastique granulé. La Figure 2.25.b montre la caractéristique de  $U_x$  en fonction de  $U_z$ . Bien que les caractéristiques soient linéaires (coefficient de friction), on peut constater que les lignes d'iso-force normale ( $F_z=cste$ ) sont obliques, ce qui traduit une dépendance de  $U_z$  au coefficient de friction :  $U_z$  diminue lorsque le coefficient de friction augmente.

La Figure 2.26 présente  $U_x$  en fonction de  $F_x$  et  $U_z$  en fonction de  $F_z$ . On peut noter qu'à  $F_x$  constant,  $U_x$  augmente avec  $\mu$ , tandis qu'à  $F_z$  constant,  $U_z$  décroît avec l'augmentation de  $\mu$ . Pour  $U_z$  cette dépendance à  $\mu$  peu être expliquée par un déplacement du champ de contrainte à la base de l'enrobage vers l'avant du contact, déplacement qui est fonction du coefficient de friction. Cette observation a notamment été faite par Scheibert et al. [Scheibert09.2] lors d'une étude des efforts à la base d'un enrobage en PDMS, avec un dispositif intégrant un capteur clou similaire au notre. Ainsi, il en découle que pour une même force normale  $F_z$ , plus le coefficient de friction et donc  $F_x$  sont importants, plus le maximum du champ de contrainte est déplacé vers l'avant du contact. La variation de  $U_x$  à  $F_x$  constant ne proviendrait pas directement du coefficient de friction mais de la force  $F_z$  tel qu'argumenté en Annexe C. Cette dépendance pourrait alors provenir d'un léger désaxement de l'enrobage par rapport

à l'axe de mise en contact, mais nous n'avons jusqu'à ce jour pas trouvé de preuve manifeste pour valider cette hypothèse.

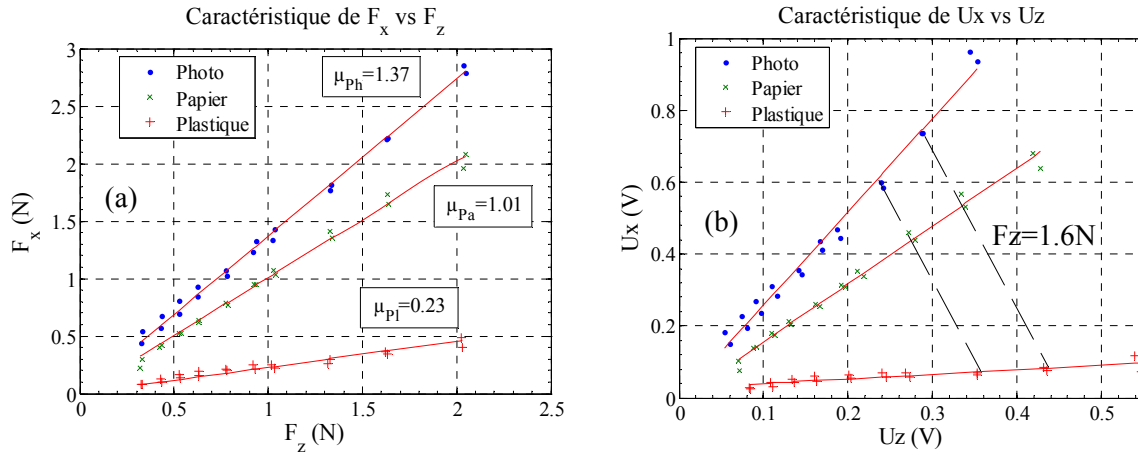


Figure 2.25: Coefficient de friction (a) mesuré par les cantilevers, (b) vu par le capteur clou. Sur (b) en pointillés sont représentées les lignes d'iso-force normale.

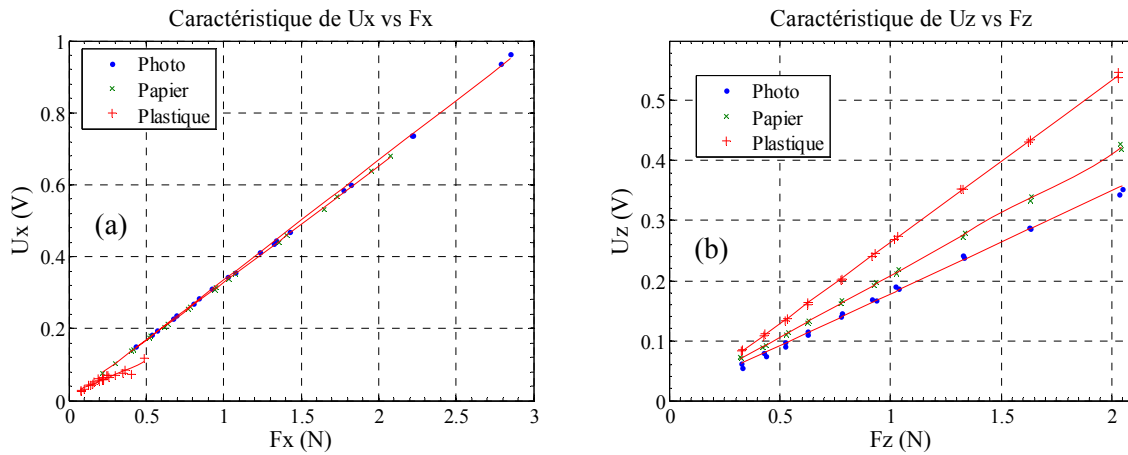


Figure 2.26: Caractéristiques de (a)  $U_x$  vs  $F_x$  et (b)  $U_z$  vs  $F_z$ . La pente de  $U_x=f(F_x)$  est décroissante avec  $\mu$  croissant, tandis que pour  $F_z$  c'est l'inverse.

Nous faisons l'hypothèse d'une dépendance croisée linéaire entre  $U_i$  et  $F_j$  dans laquelle  $F_y$ , qu'on ne peut pas mesurer, est considérée comme nulle étant donné que le déplacement se fait selon l'axe  $x$ . On peut alors exprimer les composantes  $U_{i=x,z}$  en fonction de  $F_{j=x,z}$  selon l'équation (2.11), où  $S=[S_{ij}]$  la matrice de sensibilité du doigt artificiel, considérée a priori comme indépendante du coefficient de friction.

$$U = S \cdot F, \text{ avec } F = \begin{bmatrix} F_x \\ F_z \end{bmatrix}, U = \begin{bmatrix} U_x \\ U_z \end{bmatrix} \text{ et } S = \begin{bmatrix} S_{xx} & S_{xz} \\ S_{zx} & S_{zz} \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Pour la caractérisation du doigt artificiel, il est plus intéressant de remonter aux forces  $F_x$  et  $F_z$ , par exemple pour pouvoir calculer le coefficient de friction effectif à la surface de l'enrobage à partir des

seules mesures du capteur clou. Les forces  $F_x$  et  $F_z$  subies par le capteur s'expriment à partir des tensions  $U_x$  et  $U_z$  selon l'équation (2.12).

$$F = \Gamma \cdot U \text{ avec } \Gamma = S^{-1} \quad (2.12)$$

Une régression par moindres carrés sur les mesures de  $F_x$ ,  $F_z$ ,  $U_x$  et  $U_z$  permet d'estimer la matrice  $\Gamma$ :

$$\Gamma = \begin{bmatrix} 2.894 & 0.254 \\ 0.787 & 3.598 \end{bmatrix} \text{N/V.}$$

La Figure 2.27 illustre les estimations  $F_{x \text{ est.}}$  et  $F_{z \text{ est.}}$  calculées à partir des données  $U_x$  et  $U_z$  en fonction des  $F_x$  et  $F_z$  mesurés par les cantilevers. On peut noter une valeur du facteur de détermination  $R^2$  proche de 1, signe d'une forte linéarité. La racine de l'erreur quadratique moyenne normalisée<sup>1</sup> permet de vérifier que l'erreur d'estimation de  $F_i$  reste faible:  $\text{NRMSE}(F_{x \text{ est.}}, F_x)=0.59\%$  et  $\text{NRMSE}(F_{z \text{ est.}}, F_z)=0.66\%$ .

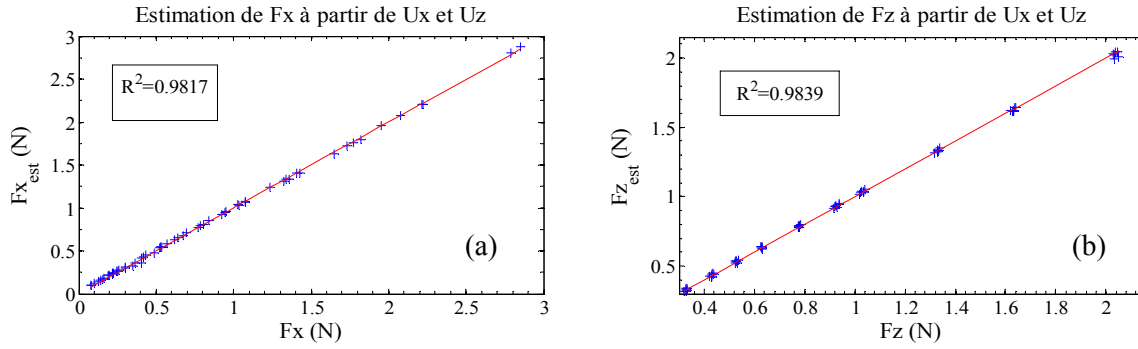


Figure 2.27: Estimation des forces (a)  $F_x$  et (b)  $F_z$  moyennes grâce aux tensions  $U_x$  et  $U_z$  moyennes données par le capteur clou lors de la friction.

A partir des forces estimées, nous estimons le coefficient de friction moyen de chaque échantillon par régression linéaire sur la caractéristique  $F_{x \text{ est.}}$  en fonction de  $F_{z \text{ est.}}$ . Nous obtenons  $\mu_{Ph}=1.38$ ,  $\mu_{Pa}=1.01$ ,  $\mu_P=0.23$ , soit une erreur relative inférieure à 1% par rapport aux mesures des cantilevers.

A l'occasion de cette expérience, nous avons pu vérifier la dépendance du coefficient de friction dynamique à la force normale, telle que prévue par la littérature pour les matériaux élastiques [Persson00]. Le coefficient de friction moyen est alors calculé pour chaque force normale, comme le rapport entre la force tangentielle  $F_x$  moyenne et la force normale  $F_z$  moyenne. La Figure 2.28 présente le coefficient de friction moyen  $\mu$  en fonction de la force normale  $F_z$  pour les différents échantillons. On constate que les approximations linéaires de  $\mu=a \cdot F_z + \text{cste}$  donnent de faibles pentes:  $(-0.05, 0.04, -0.07) \text{ N}^{-1}$  respectivement pour les échantillons de photo, papier, plastique. En moyenne, le coefficient de friction  $\mu$  varie donc peu avec  $F_z$  sur la gamme de forces de contact et les textures considérées.

<sup>1</sup> Normalized Root Mean Square Error :  $\text{NRMSE}(\hat{Y}, Y) = \frac{1}{\max(Y) - \min(Y)} \cdot \sqrt{\frac{\|\hat{Y} - \bar{Y}\|^2}{\|Y - \bar{Y}\|^2}}$ , avec  $\hat{Y}$  estimation du

vecteur  $Y$ , et  $\bar{Y}$  la moyenne du vecteur  $Y$



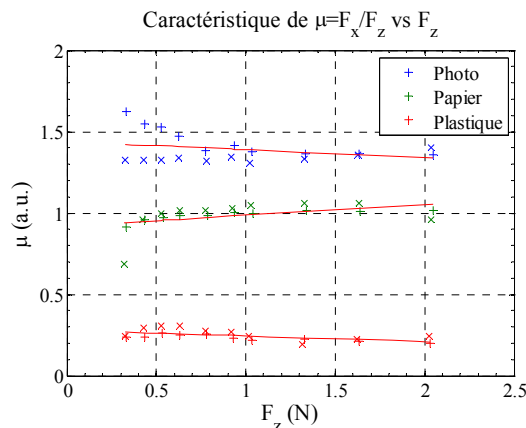


Figure 2.28: Coefficient de friction en fonction de la force normale. Les marqueurs '+' et 'x' correspondent respectivement aux données des deux réalisations de l'expérience, effectuées à 2 jours d'intervalle.

Par ailleurs, pour aborder la reproductibilité des mesures de ce coefficient qui nous intéressera pour la reconnaissance de texture, l'expérience a été répétée à deux jours d'intervalle. La Figure 2.28 présente ces deux réalisations, différenciées par leur marqueur. D'un jour à l'autre, on observe une variation relative de  $\mu$  de 6%, 7% et 15% en moyenne, respectivement pour les échantillons de photo, papier et plastique. Cette variation est attribuée à un changement de conditions environnementales (température, taux d'humidité, pression). Cette variation reste ici suffisamment faible pour distinguer à coup sûr les trois échantillons en présence. Ce coefficient de friction sera utilisé par la suite comme une caractéristique discriminante pour la reconnaissance de textures.

En conclusion de cette partie, on peut retenir que la caractérisation du capteur clou pendant le glissement sur une surface montre une dépendance linéaire croisée entre les composantes moyennes  $U_x$ ,  $U_z$  et  $F_z$ ,  $F_x$ . Une fois le modèle calculé, on peut ensuite remonter facilement aux forces de  $F_x$  et  $F_z$  à partir des tensions fournies par le capteur clou. On peut ainsi estimer le coefficient de friction moyen au niveau de la surface de contact, de manière assez reproductible et peu dépendante de la force normale. Le coefficient de friction estimé nous permet de distinguer trois échantillons de coefficient de friction très différents. Mais qu'en sera-t-il pour des échantillons plus proches ?

Il faut cependant préciser que le modèle calculé ici n'a été validé que pour une friction selon l'axe  $x$  dans le sens des  $x$  croissant. La validité de ce modèle serait à vérifier pour une friction selon le sens décroissant de l'axe  $x$ . Il se peut en effet, que le possible désaxement supposé de l'enrobage par rapport à la surface de contact ait des conséquences importantes sur le modèle. Il faut aussi garder à l'esprit que les paramètres du modèle linéaire développé ici peuvent varier avec la forme, le matériau constituant l'enrobage, l'orientation de celui-ci par rapport à la surface de contact ou même les conditions atmosphériques d'utilisation du capteur (pression, hygrométrie, température). L'importance de ces différentes conditions de mesures devra être évaluée si l'on souhaite pouvoir généraliser l'utilisation du capteur à d'autres dispositifs d'exploration, par exemple en vue d'une manipulation manuelle de celui-ci.

#### 2.4.4 Paramètres non-contrôlés nuisibles à la reproductibilité des mesures

Lors des différentes expériences menées avec le doigt artificiel, nous avons constaté une évolution de la tension au repos de quelques dizaines de millivolts sur plusieurs heures, ainsi qu'une certaine

disparité des mesures en friction au sein d'un même échantillon. La Figure 2.28 illustre ce problème relativement au coefficient de friction. Pour un même échantillon exploré, on observe à 2 jours d'intervalle, jusqu'à 20% de variation du coefficient de friction moyen. Plusieurs origines permettent d'expliquer qualitativement ces variations. Tout d'abord, une mesure ponctuelle de la température et du taux d'humidité a révélée une évolution non négligeable de ces paramètres lors de longues expériences (jusqu'à  $\Delta T=2-3^\circ\text{C}/\text{jour}$  et  $\Delta H=10-20\%/ \text{jour}$ ), malgré la présence d'une climatisation. Ensuite, une usure rapide de l'enrobage peut aussi être à l'origine de la variation de sensibilité du doigt artificiel. Enfin, les explorations étant réalisées sur différentes zones des échantillons, une inhomogénéité spatiale des textures pourrait justifier une telle variation des paramètres en friction.

Pour cette dernière hypothèse, les spécifications commerciales des échantillons utilisés ne donnent aucune information à ce sujet. Par ailleurs, nous n'avons pas eu l'impression, au toucher, d'une telle inhomogénéité des textures. Mais il est possible qu'en tant que sujets non-entraînés à la reconnaissance tactile, nous n'ayons pas une perception assez experte pour ressentir ce type de variations. Il serait donc intéressant de vérifier cette hypothèse auprès de professionnels du toucher.

Les deux parties suivantes abordent respectivement les problèmes liés à l'environnement de mesure et à l'usure de l'enrobage.

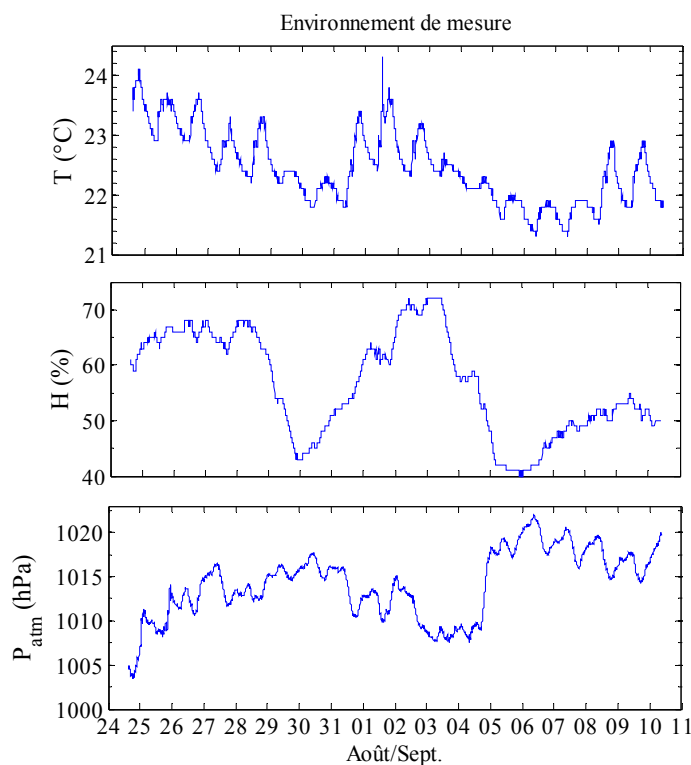


Figure 2.29: Relevé de la température, du taux d'humidité et de la pression sur la période du 24 Août au 10 Sept. 2009.

#### a) Environnement de mesure

Pour évaluer l'évolution simultanée de l'environnement de mesure et des mesures de notre système de toucher artificiel, nous avons récemment mis en place une station météo (WS2350, La Crosse Technology) permettant de relever la température (T), le taux d'humidité (H) et la pression

atmosphérique ( $P_{\text{atm}}$ ) toutes les 3 minutes. Un relevé de la température, du taux d'humidité et de la pression atmosphérique sur 25 jours consécutifs, présenté dans la Figure 2.29, permet de juger de l'évolution de ces paramètres dans le temps. Sur les 25 jours de relevé, une durée envisageable pour la succession de deux expériences, les variations extrêmes sont de l'ordre de  $\Delta T=3^{\circ}\text{C}$ ,  $\Delta H=32\%$  et  $\Delta P_{\text{atm}}=19\text{hPa}$ . On observe notamment une certaine périodicité journalière des variations de température lié au système de climatisation. Sur un jour, durée de certaines expériences de reconnaissance de texture présentées dans le Chapitre 3, ces variations atteignent ici  $\Delta T=2^{\circ}\text{C}$ ,  $\Delta H=16\%$  et  $\Delta P_{\text{atm}}=10\text{hPa}$ .

Pour étudier l'influence de l'environnement de mesure sur l'offset et l'amplitude des signaux à la mise en contact, un relevé de  $T$ ,  $H$  et  $P$  a été effectué au cours d'une expérience d'accommodation similaire à celle présentée dans la partie 2.4.1. L'expérience considérée consiste à mettre le doigt artificiel en contact avec le support d'échantillon de façon répétée (1600 contacts). La durée de chaque cycle de mise en contact se décompose en 23 s de compression et 70 s de relaxation. La durée totale de l'expérience est d'environ 41h.

Pour vérifier l'évolution des offsets de mesure des cantilevers, il faut considérer les signaux bruts  $U_{x \text{ cant}}(t)$  et  $U_{z \text{ cant}}(t)$ , des capteurs inductifs respectif des cantilevers X et Z, et  $U_x(t)$  et  $U_z(t)$  du capteur clou, avant retrait de l'offset. La Figure 2.30 représente les signaux du capteur clou  $U_x(t)$  et  $U_z(t)$ , et celle des capteurs inductifs des cantilevers correspondant  $U_{x \text{ cant}}(t)$  et  $U_{z \text{ cant}}(t)$ . La Figure 2.31 montre l'évolution des relevés météo correspondants de  $T$ ,  $H$  et  $P_{\text{atm}}$ .

Le capteur inductif ( $U_{z \text{ cant}}$ ) du cantilever Z semble très faiblement sensible aux évolutions de l'environnement de mesure, les tensions observées restant d'offset et d'amplitude stable. L'offset du capteur inductif ( $U_{x \text{ cant}}$ ) du cantilever X varie légèrement au cours de l'expérience, et ce de manière concomitante à la température. Cette variation d'offset reste cependant faible (environ 1 mV). Dans l'ensemble, nous avons constaté que l'amplitude de chacune des composantes au moment du contact,  $\Delta U_{x \text{ cant}}$  et  $\Delta U_{z \text{ cant}}$ , définis selon l'équation (2.9), restait constante dans le temps, à l'erreur de quantification près.

Le doigt artificiel semble beaucoup plus sensible aux variations de l'environnement que les cantilevers. En effet, on observe une variation des offsets de  $U_x$  et de  $U_z$  pour  $F_x, F_z=0\text{N}$  (enveloppe inférieure des signaux des Figure 2.30.a et Figure 2.30.b) de même ordre de fréquence (très basse) que celles des trois paramètres de l'environnement, avec un minimum vers  $t=24\text{h}$ . L'amplitude de l'évolution lente de l'offset de  $U_x$  est de l'ordre de 10 mV, et celle de  $U_z$  de l'ordre de 20 mV. Ces variations ne semblent pas être directement corrélées à un paramètre de l'environnement de mesure en particulier. Nous n'avons pas observé de variation particulière de  $\Delta U_x(t)$  ou  $\Delta U_z(t)$  à mesure des contacts. Les variations de tension ne semblent donc pas avoir d'effet sur la sensibilité du capteur, mais plutôt sur l'offset.

Par ailleurs, les variations de température et d'humidité modifient aussi l'état de surface de l'enrobage et des échantillons tels que ceux de papier. Par conséquent, les variations de l'environnement de mesure peuvent à l'origine de celles du coefficient de friction, observées à force normale constante sur la Figure 2.28. Nous avons récemment engagée une étude de l'influence de l'environnement de mesure sur le système lors de la friction. Mais les résultats recueillis n'ont pas encore permis d'établir de relation évidente entre les variations de  $T$  et  $H$ , et l'évolution du coefficient friction.

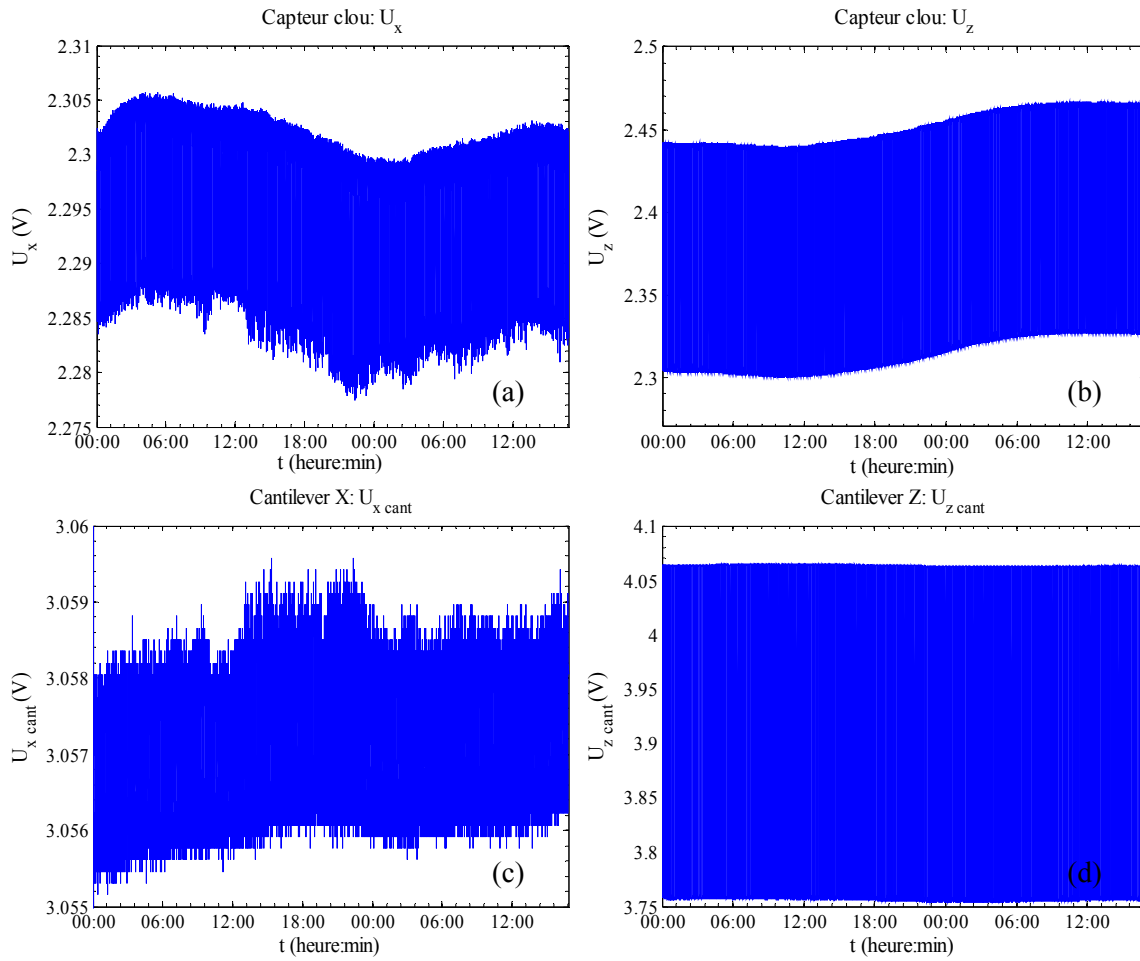


Figure 2.30 : Mise en contact de façon répétée sur 14h, avec (a)  $U_c(t)$  et (b)  $U_z(t)$  les tensions bruts du capteur clou, (c)  $U_{xc}(t)$  et (d)  $U_{zc}(t)$  les tensions bruts des cantilevers.

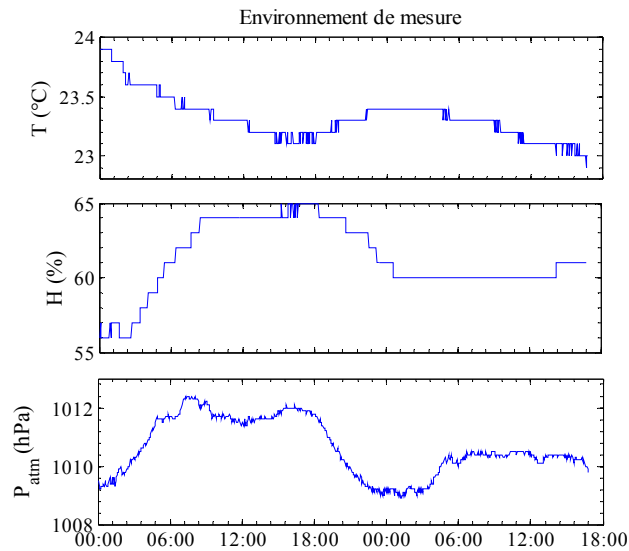


Figure 2.31: Évolution de l'environnement de mesure sur les 14h de l'expérience.

Dans l'ensemble, la station météo ayant été mise en place récemment nous avons pour l'instant peu de mesures à analyser. Ces mesures ne sont pas suffisantes pour établir un modèle liant les tensions du capteur clou aux paramètres environnementaux observés. Pour approcher un tel modèle, il serait nécessaire de réitérer ce type d'expérience en milieu contrôlé.

#### b) Usure des matériaux en contact

Le problème de l'usure des matériaux est récurrent dans le monde des capteurs avec contact. La friction implique un échauffement des matériaux et une dégradation des surfaces en contact (échantillon, enrobage). Pour illustrer ce problème, nous avons mesuré, lors d'une exploration intensive de textures, la sensibilité du doigt artificiel en force normale à différents instants de l'expérience. Pour obtenir des résultats probants dans un temps limité, nous avons utilisé le prototype 3 de doigt artificiel, comprenant un enrobage entièrement en 50 shore A sensible à l'usure. L'expérience consiste à explorer, grâce au dispositif de table traçante, des échantillons de papier sur une longueur totale de 27.5 m. Une caractérisation de  $U_z$  en fonction de  $F_z$  est réalisée tous les 250 cm, avec le dispositif balance, selon la procédure décrite en 2.2.3 (compression progressive de l'enrobage). La Figure 2.32 présente la sensibilité  $S_{zz}$ , estimée par régression linéaire de  $U_z$  en fonction de  $F_z$ , en fonction de la longueur de papier explorée. On observe une augmentation de la sensibilité à mesure de l'usure de l'enrobage, avec une variation de  $S_{zz}$  d'environ 0.2% par mètre de papier exploré. Cette caractéristique n'est pas tout à fait linéaire car l'usure n'est pas forcément uniforme et les échantillons explorés ne sont pas tous de même nature (liste d'échantillons présentée dans le Tableau 3.2 du Chapitre 3, p. 90). Une étude des effets de l'usure de l'enrobage et des échantillons sur la reconnaissance de texture est également présentée dans la partie 3.2.5.

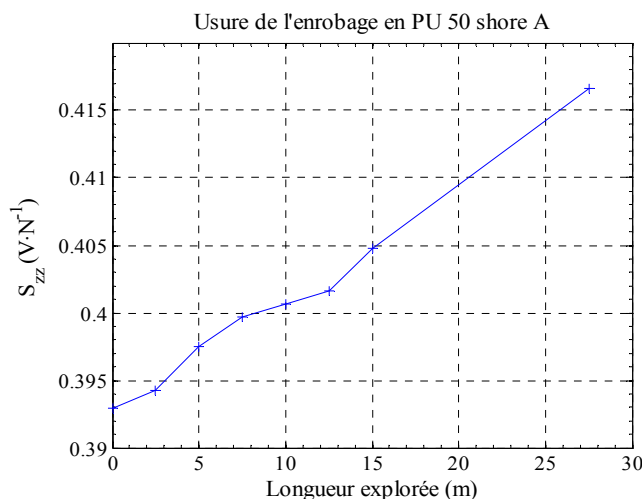


Figure 2.32: Sensibilité  $S_{zz}$  du doigt artificiel en fonction de la longueur de papier explorée.

## 2.5 Conclusion

Nous avons développé un système de toucher artificiel composé d'un doigt artificiel et d'un dispositif de mesure. Le doigt artificiel est formé d'un capteur d'effort tri-axes appelé capteur clou, développé par une autre équipe du CEA-LETI, implanté à l'interface d'une partie dure et d'un enrobage « mou ».

L'enrobage est considéré selon deux parties, une inférieure, en contact avec le capteur clou, et une supérieure en contact avec le monde extérieur. Parmi les enrobages testés, ceux entièrement réalisés en polyuréthane présentent les meilleures qualités pour une exploration de textures de papier et de tissu, notamment vis-à-vis du compromis entre abrasion et friction. Trois prototypes de doigts artificiels sont successivement réalisés avec des enrobages en polyuréthane de duretés différentes (voir prototypes 3, 4 et 5 du Tableau 2.1). Ces prototypes sont ceux utilisés lors des expériences de discrimination de textures présentées dans le Chapitre 3.

Simultanément à la réalisation du doigt artificiel, un premier dispositif d'exploration a été développé, afin de mettre rapidement en place des expériences de discrimination de textures. Constitué d'une table traçante légèrement modifiée, ce dispositif avait pour intérêt de permettre l'exploration automatique de textures de papier ou de tissu. Cependant, ce dispositif « table traçante », s'est avéré comporter plusieurs inconvénients, parmi lesquels un bruit moteur important et un manque de modularité empêchant toute amélioration du système.

Parallèlement aux études réalisées avec le dispositif table traçante, nous avons donc conçu un second dispositif composé d'une mécanique de précision, et inspiré par un dispositif développé par une équipe de l'ENS. Grâce à un système de cantilever, ce dispositif permet notamment la mesure quantitative des forces globales subies par le doigt artificiel lors du mouvement. Ce nouveau dispositif d'exploration, appelé dispositif de précision, nous a alors permis de caractériser les tensions délivrées par le capteur clou, représentant les efforts à la base de l'enrobage, en fonction des forces normales et tangentielles appliquées au sommet de l'enrobage.

Lors de la caractérisation du prototype 5 de doigt artificiel, nous nous sommes d'abord intéressés à la mise en contact du doigt avec le support d'échantillon. Au cours de cette étude nous avons étudié les problèmes d'oscillations transitoires du système et d'accommodation de l'enrobage afin de déterminer une procédure permettant d'améliorer la reproductibilité des mesures.

Cette procédure est ensuite utilisée pour caractériser le doigt artificiel en fonction de la force normale statique (sans friction). Les résultats montrent une grande linéarité entre la tension  $U_z$  fournie par le capteur d'effort et la force normale  $F_z$  appliquée au sommet de l'enrobage.

Selon cette même procédure, le dispositif de précision est utilisé pour une caractérisation du doigt artificiel lors de l'exploration de textures de coefficients de friction différents (papier photo, papier d'imprimante et plastique). Les résultats montrent une relation croisée entre les forces  $\{F_x, F_z\}$  en surface de l'enrobage et les tensions  $\{U_x, U_z\}$  représentant les contraintes au niveau du capteur d'efforts. Un modèle linéaire, calculé par régression linéaire, permet d'estimer les forces mises en jeu et le coefficient de friction à 1% près, à partir des tensions  $\{U_x, U_z\}$ .

Au cours de cette dernière expérience, nous pouvons observer qu'en moyenne la dépendance du coefficient de friction à la force  $F_z$  est faible sur la plage de [0.5 ; 2] N considérée. Cependant, nous notons aussi une variabilité importante des offsets de tensions du capteur clou et du coefficient de friction à force normale et texture identique. Cette variation semble liée à celle de l'environnement de mesure (température, taux d'humidité et pression), car elles évoluent toutes deux à des basses fréquences comparables. Par ailleurs, l'usure constitue un autre facteur nuisible à la reproductibilité des mesures, la sensibilité étant modifiée au cours de l'exploration des échantillons. L'étude de l'usure de l'enrobage en PU 50 shore A lors d'une exploration intensive de papiers montre que la sensibilité en force normale du prototype 3 augmente avec la longueur de papier exploré. Cela justifie

l'utilisation d'un enrobage plus dur (PU 80 shore A) pour les expériences de reconnaissance de textures impliquant un grand nombre d'explorations.

## Chapitre 3 Discrimination de textures

Parmi les nombreuses applications possibles du toucher artificiel, nous avons orienté nos travaux vers la reconnaissance tactile de textures. En se référant à [Hollins07], la reconnaissance tactile de texture fait intervenir, pour le doigt humain, des procédés d'analyse différents selon le type de rugosité étudié. Hollins et al. distinguent deux types de textures, les textures dites grossières dont la rugosité est supérieure à 200 $\mu$ m, et les textures dites fines, dont la rugosité est inférieure à 200  $\mu$ m. Pour les textures grossières, le système de reconnaissance serait basé sur un procédé d'analyse spatiale des événements, ce qui implique une distinction spatiale des caractéristiques de la texture. Pour les textures fines, la reconnaissance serait basée sur un procédé d'analyse vibratoire. La frontière entre texture grossière et texture fine n'est pas très bien définie dans la littérature et varie suivant les auteurs et le panel étudié [Yoshioka01][Miyaoka99]. Cette frontière semble cependant rester proche de la période spatiale des empreintes digitales, qui définissent en quelque sorte la surface de contact unitaire au niveau du doigt.

Pour évaluer les capacités du doigt artificiel à la reconnaissance tactile de texture, nous nous sommes particulièrement intéressés à l'exploration de textures de tissus et de papiers. Ces matériaux présentent plusieurs intérêts. On trouve dans le commerce un large choix de textures permettant ainsi de couvrir une plage de rugosité allant de quelques millimètres (texture grossière) à quelques dizaines de microns (textures fines), à comparer à la surface de contact de l'enrobage ( $\varnothing_{\text{contact}} \approx 1$  mm, voir partie 2.2.2). De plus, le tissu et le papier présentent deux types de textures différentes, l'une étant de type périodique contrairement à l'autre considérée comme « apériodique ». Enfin, l'industrie papetière et textile étant bien implantées depuis plusieurs dizaines d'années dans la région grenobloise, cela nous a facilité la relation avec des experts du domaine.

Une première expérience a été mise en place afin de vérifier que le doigt artificiel permettait de percevoir la longueur d'onde caractéristique de l'armure de deux tissus différents lors de leur exploration. Lors d'une seconde expérience, nous nous sommes intéressés à discriminer le tissu du papier, deux matériaux complètement différents par leur rugosité mais aussi par leur coefficient de friction. Nous nous sommes alors intéressés à la discrimination de textures de plus en plus fines avec, comme troisième expérience, la reconstitution de l'image de texture d'un papier imprimé d'un quadrillage. Une quatrième expérience a été mise en place sur le même type de texture afin de mettre en évidence le phénomène de stick-slip abordé dans l'état de l'art en 1.4.3, un phénomène souvent engendré par les textures lisses. Enfin, comme dernière expérience, nous nous sommes intéressés à la reconnaissance de 10 textures de papiers différents, afin d'observer les possibilités de reconnaissance tactile face à un ensemble complexe de textures.

Parmi les différents prototypes de doigt artificiel présentés dans le chapitre précédent (voir Tableau 2.3), ceux dont l'enrobage était composé de polyuréthane se sont avérés les mieux adaptés à l'exploration de textures de tissus et de papiers. Les trois premières expériences ne nécessitant qu'un petit nombre d'explorations, elles ont été réalisées avec un enrobage entièrement en polyuréthane 50 shore A (prototype 3). Mais pour la suite des expériences, notamment celles demandant la réalisation d'une base de données importante, nous avons remplacé le PU 50 shore A, partiellement (prototype 4) puis totalement (prototype 5), par du PU 80 shore A plus résistant à l'abrasion.



Ce chapitre s'articule en deux parties. La première partie regroupe les quatre premières expériences qui présentent un éventail des possibilités offertes par le doigt artificiel pour la discrimination de textures de rugosités allant du grossier au fin. La deuxième partie présente l'expérience de reconnaissance de 10 textures fines de papiers.

## 3.1 Des textures grossières aux textures fines

Les trois premières expériences présentées dans cette partie, ont été menées avant la mise en place du dispositif de précision. Elles ont donc été réalisées avec le dispositif d'exploration table traçante, et selon des protocoles expérimentaux différents de celui établi dans le chapitre précédente (partie 2.4.1). De plus, la mesure des forces durant l'exploration n'étant alors pas accessible, nous faisons l'approximation d'une tension  $U_{i=x,y,z}$  proportionnelle à la force  $F_i$  correspondante et indépendante des forces  $F_{j \neq i}$ .

Deux expériences ont été mises en place dans le but de montrer que, bien qu'enrobé, le capteur clou a une sensibilité suffisante pour détecter des rugosités de l'ordre du millimètre et des différences de friction évidentes au toucher. La première expérience consiste à discriminer deux types de tissus par leur fréquence spatiale d'armure. La seconde expérience vise à discriminer deux types de matériaux différents, le papier et le tissu, par leur coefficient de friction respectif. Une troisième expérience, témoigne de la sensibilité du doigt artificiel conçu, avec la reconstruction de l'image de texture, « vue » par le doigt artificiel lors de l'exploration d'un papier imprimé d'un quadrillage. Lors de ces trois expériences, nous avons utilisé le prototype 3 de doigt artificiel (voir Tableau 2.3).

La quatrième expérience présentée dans cette partie a pour but de mettre en évidence le phénomène de stick-slip que nous avons largement pu observer par la suite. Cette expérience a été réalisée dernièrement sur le dispositif de précision, avec le prototype 5 de doigt artificiel. Ce prototype est le même que celui utilisé pour l'expérience de reconnaissance des 10 textures de papiers présentée dans la partie 3.2.

### 3.1.1 Armure de tissu

L'expérience consiste à explorer deux échantillons de tissu (T1 et T2) se différenciant par leur armure (voir Figure 3.1):

- T1 est un morceau de tissu type « Jean » comportant des côtes en biais de période spatiale d'armure d'environ 0.8 mm selon l'axe x et d'environ 2 mm selon l'axe y.
- T2 est un morceau de toile de période spatiale d'armure de 1.2 mm selon l'axe x et de 1.5 mm selon l'axe y.

Les échantillons sont explorés selon les deux directions x et y, à deux vitesses différentes,  $v_1=7.6 \text{ cm.s}^{-1}$  et  $v_2=3.8 \text{ cm.s}^{-1}$  sur une longueur de 5cm. L'exploration est renouvelée 5 fois à 5 endroits différents sur chaque échantillon. Lors de cette expérience, l'acquisition des signaux a été faite à travers une électronique de capteur comprenant un filtre passe-bas RC de fréquence de coupure  $f_c=30\text{Hz}$ . La numérisation des signaux est réalisée à une fréquence d'échantillonnage  $f_e = 2 \text{ kHz}$ . Par la suite ce filtre du 1<sup>er</sup> ordre a été remplacé par le module de filtrage mentionné dans la partie 2.3.3, permettant un réglage de la fréquence de coupure en fonction de la fréquence d'échantillonnage.

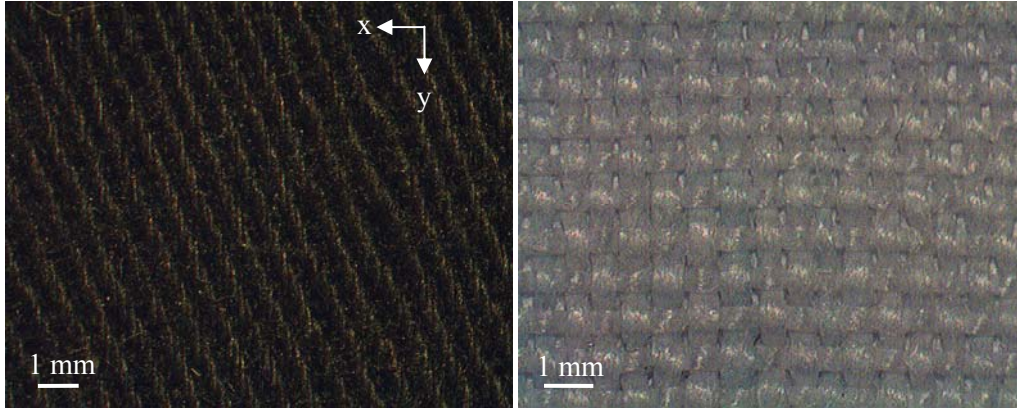


Figure 3.1: Photos des tissus T1 (à gauche) et T2 (à droite)

Le tissu est un matériau élastique. Afin de garder une certaine reproductibilité de l'étirement du tissu entre les différentes explorations, notamment lors de sa mise en place sur le porte-échantillon, les échantillons sont collés sur une feuille de papier avec une colle repositionnable 3M (Post-it). Les rouleaux de la table traçante sont prévus pour la manipulation de papier. Les échantillons de tissus sont donc placés de telle manière qu'ils ne soient pas en contact avec les rouleaux. Le déplacement selon l'axe  $y$  se fait par l'intermédiaire de la feuille de papier sur laquelle sont collés les échantillons.

Nous analysons le signal  $U_i$  correspondant à la direction  $d_i$  de translation du doigt (composante ayant les plus fortes variations lors de l'exploration), soit  $U_x$  pour la direction d'exploration  $d_x$  et  $U_y$  pour la direction d'exploration  $d_y$ . Les spectres de  $U_i$  sont calculés selon l'algorithme de Welch avec un recouvrement de 50% et une fenêtre de hamming de taille  $w_1 = 1024$  points et  $w_2 = 2048$  points respectivement pour les vitesses  $v_1$  et  $v_2$ . La taille du vecteur spectral de sortie est identique à celle de la fenêtre d'analyse. La Figure 3.2 présente le spectre de  $U_i$  moyenné sur les 5 acquisitions de chaque combinaison  $\{d_i, v_k\}$ , pour chaque échantillon. Pour faciliter l'analyse, les spectres sont ramenés à la période spatiale  $\lambda$ , qui correspond au rapport entre la vitesse  $v$  d'exploration et la fréquence  $f$  du signal.

$$\lambda = \frac{v}{f} \quad (3.1)$$

Le Tableau 3.1 compare les valeurs attendues (valeurs mesurées à la règle) aux valeurs observées par le doigt artificiel.

	T1 selon y	T1 selon x	T2 selon y	T2 selon x
Période attendue (mm)	$2.0 \pm 0.03$	$0.83 \pm 0.06$	$1.5 \pm 0.04$	$1.2 \pm 0.04$
Période observée $v_1$ (mm)	$1.9 \pm 0.1$	$0.85 \pm 0.02$	$1.50 \pm 0.06$	$1.14 \pm 0.04$
Période observée $v_2$ (mm)	$2.0 \pm 0.1$	$0.88 \pm 0.02$	$1.55 \pm 0.06$	$1.22 \pm 0.04$

Tableau 3.1: Comparaison entre les périodes spatiales attendues et celles observées sur la tension correspondant à l'axe de translation lors de l'exploration des tissus T1 et T2 selon les axes  $x$  et  $y$ .

Sur chacun des spectres, on peut distinguer la raie correspondant à la période principale de l'armure des tissus. Les différences entre les périodes observées et celles attendues, peuvent provenir d'erreurs d'estimation de la période attendue (le motif n'est pas parfaitement périodique et la période peut varier

légèrement d'une zone d'exploration à une autre). Ces différences peuvent également être expliquées par un biais entre la vitesse demandée et la vitesse effective de déplacement du doigt artificiel.

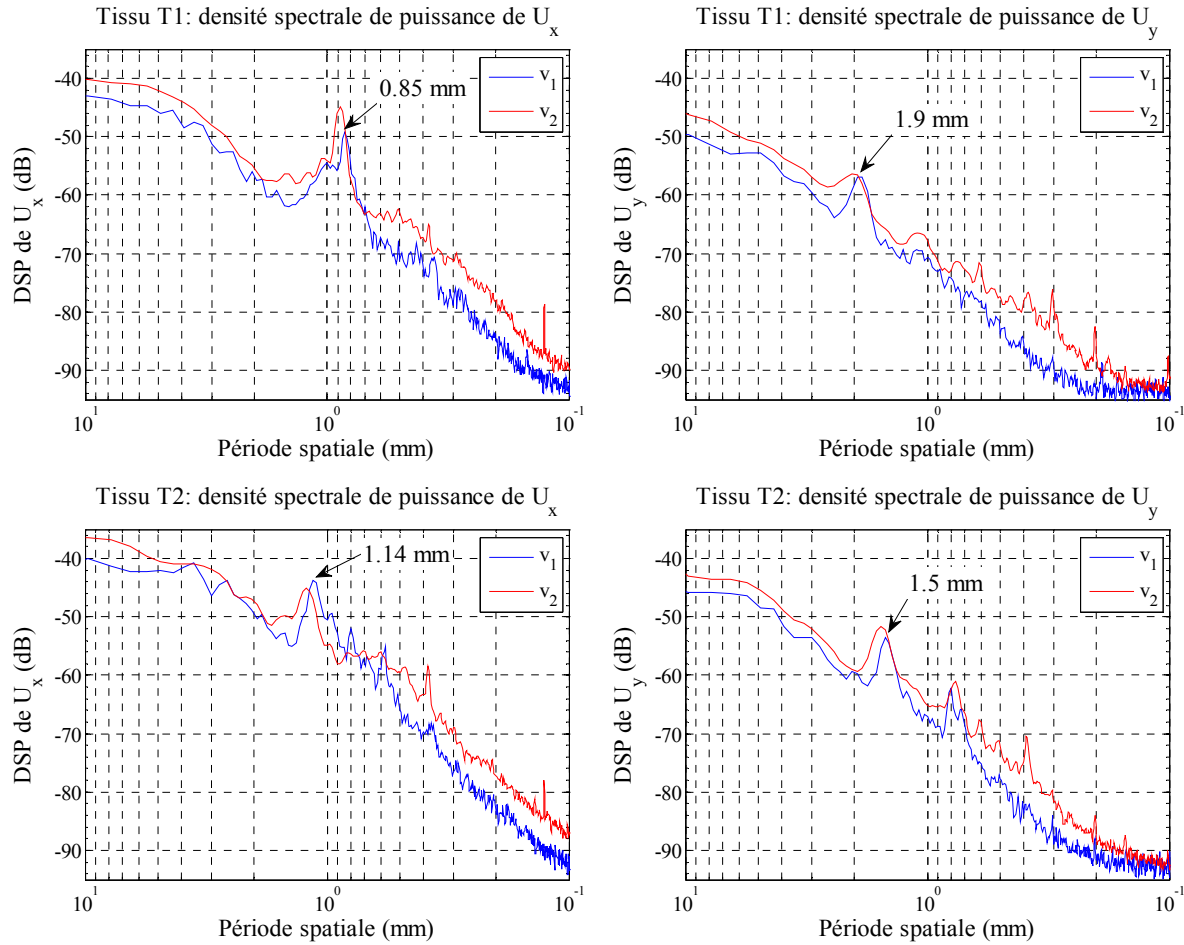


Figure 3.2: Spectre du signal  $U_i$  tangentiel, pour une exploration des tissus T1 (en haut) et T2 (en bas) selon l'axe  $i=x$  (à gauche) et l'axe  $i=y$  (à droite). La fréquence de coupure  $f_c=30$  Hz correspond à une période spatiale  $\lambda_{c1}=1.26$  mm pour  $v_1=7.6$  cm·s<sup>-1</sup> et  $\lambda_{c2}=2.25$  mm pour  $v_2=3.8$  cm·s<sup>-1</sup>.

Sachant que  $v_2=2 \cdot v_1$ , le filtre passe-bas du premier ordre explique le décalage de 6 dB entre les spectres de  $v_1$  et  $v_2$ , observé en haute fréquence. On peut noter, cependant, que la pente est supérieure à 20dB par décade qui peut se justifier par un filtrage de la part de l'enrobage du doigt artificiel, dont la surface de contact est de l'ordre de 1 mm.

On observe aussi un décalage en puissance de quelques dB en basse-fréquence. Cela peut s'expliquer par l'enrobage en élastomère mou, dont l'adaptation aux rugosités de tailles similaires à celle la surface de contact, est diminuée avec la vitesse.

Enfin, les motifs des tissus ont une amplitude de l'ordre du 0.1 mm crête à crête, et le fil de coton possède une structure compressible. De plus, le capteur est enfoui assez profondément dans l'enrobage. Tout cela justifie une puissance des raies observées assez faible.

Toutefois, le rapport signal sur bruit de  $U_x$  d'environ 10 dB paraît suffisamment élevé pour envisager une détection automatique des raies. Cette expérience confirme donc une sensibilité suffisante du doigt artificiel pour une reconnaissance d'un matériau ayant une topologie avec des motifs périodiques de rugosité autour du millimètre.

### 3.1.2 Papier vs tissu

La bonne sensibilité du doigt artificiel pour la reconnaissance de textures grossières périodiques nous pousse à nous intéresser au cas de textures plus fines et « apériodiques ». L'expérience suivante a pour objectif de montrer la capacité du capteur à discriminer deux types de textures qui peuvent se différencier au toucher par leur coefficient de friction moyen, coefficient qu'on peut interpréter comme la difficulté de glissement du doigt sur ces surfaces.

Aux tissus T1 et T2 utilisés précédemment, plutôt glissant au toucher, nous avons ajouté deux échantillons de papiers P1 et P2 spéciaux, fournis par une entreprise de la plateforme METIS<sup>1</sup>. La texture de ces papiers est douce, légèrement adhérente et sans grain. Pour comparaison (selon une appréciation subjective de notre part), la texture de ce papier s'apparenterait presque à un caoutchouc dépoli. Pour cette expérience, le même capteur et le même protocole de mesure que dans l'expérience précédente sont employés (voir partie 3.1.1). On explore donc chaque échantillon sur 5 trajets différents, aux vitesses  $v_1$  et  $v_2$ , et selon les directions  $d_x$  et  $d_y$ .

Sur ce prototype de doigt artificiel, la caractérisation en friction n'a pas pu être faite avant la détérioration du capteur. De plus, sur le dispositif de table traçante, nous n'avons pas la possibilité d'estimer les relations croisées entre les tensions  $U_i$  et les forces  $F_j$ , tel que cela a été réalisé avec le dispositif de précision en 2.4.3. Nous faisons donc l'approximation d'une linéarité de  $U_i$  à  $F_i$  et d'une indépendance de  $U_i$  à  $F_{j \neq i}$  ce qui peut s'exprimer selon l'équation (3.2), en fonction des sensibilités  $S_i$  du doigt artificiel et des offsets de tension  $U_{i0}$  :

$$U_i = S_i \cdot F_i + U_{i0} \text{ avec } i=x,y,z, \text{ et } S_i \text{ et } U_{i0} \text{ constantes} \quad (3.2)$$

L'offset de tension  $U_{i0}$  est mesuré capteur levé, avant le début de chaque exploration. Si on fait aussi l'hypothèse que, par symétrie,  $S_x=S_y=S_T$  et que  $S_z=S_N$ , on peut définir  $U_T$  et  $U_N$  comme des tensions respectivement proportionnelles à la force tangentielle  $F_T$  et à la force normale  $F_N$ , avec:

$$U_T = \sqrt{(U_x - U_{x0})^2 + (U_y - U_{y0})^2} = S_T \cdot F_T \text{ et } U_N = U_z - U_{z0} = S_N \cdot F_N \quad (3.3)$$

Pour simplifier les notation, les tensions  $U_i$  seront considérées par la suite comme les tensions du capteur une fois l'offset retiré:  $U_i = S_i \cdot F_i$  avec  $i=x,y,z$ .

Nous pouvons alors définir un coefficient  $\mu_U$  qui est proportionnel, aux approximations près, au véritable coefficient de friction  $\mu_F$  vu au niveau de la surface de contact, soit :

$$\mu_U = \frac{U_T}{U_N} = \frac{S_T}{S_N} \mu_F, \text{ avec } \mu_F = \frac{F_T}{F_N} \quad (3.4)$$

Historiquement les expériences de discrimination de texture ayant été réalisées en majorité avant celles de caractérisation du doigt artificiel, dans la suite de ce chapitre nous emploierons

<sup>1</sup> METIS est une plate-forme expérimentale de diffusion des micro-nanotechnologies vers les industries "traditionnelles" et les PME. Cette plateforme regroupe notamment des industriels du papier et du tissu.

uniformément les termes « coefficient de friction » pour désigner les coefficients  $\mu_U$  et  $\mu_F$ . La Figure 3.3 présente, pour chaque échantillon, le coefficient  $\mu_U$  moyenné sur les 20 acquisitions, toutes vitesses et directions confondues.  $\mu_U$  est de l'ordre de 3.5 pour les papiers contre 2 pour les tissus. Le rapport entre les  $\mu_U$  des deux types de matériaux explorés est assez représentatif des sensations perçues au toucher :  $\mu_{\text{papier}} > \mu_{\text{tissu}}$ . Le doigt artificiel permet donc de différencier deux textures d'adhérence grossièrement différentes, telles que le papier et le tissu.

Toutefois, nous pouvons noter sur la Figure 3.3 que le simple coefficient de friction ne suffira pas pour discriminer 2 textures de types similaires (deux papiers ou deux tissus).

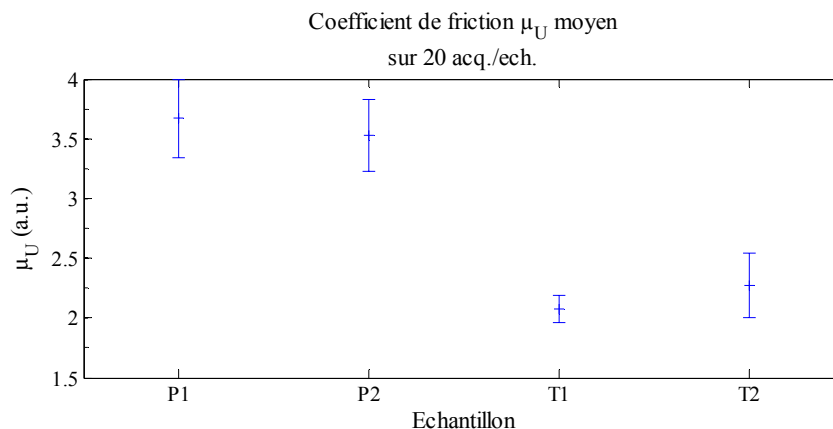


Figure 3.3: Coefficient de friction des papiers P1 et P2, et des tissus T1 et T2. Les valeurs sont moyennées sur 20 acquisitions par échantillon. La barre d'erreur représente l'écart type.

### 3.1.3 Image de texture

Une des voies de recherche actuellement explorées dans le domaine du sensoriel concerne la possibilité d'un traitement cognitif commun entre vision et toucher (voir partie 1.2.3). Selon cette idée, nous nous sommes intéressés à reconstruire l'image de texture vue par le doigt artificiel, en force normale ou en friction. En effet, si l'on arrive à reconstruire l'image tactile de texture d'un échantillon, on peut imaginer l'application d'algorithmes issus du traitement d'image, par exemple pour comparer la structure 2D de plusieurs textures, ou détecter la présence de défauts de texture.

Par ailleurs, la reconstruction d'une image de texture peut nous permettre de mieux visualiser les phénomènes perçus par le doigt artificiel lors de l'exploration d'une texture et de vérifier la répétabilité des mesures du doigt artificiel.

Lors de cette expérience, la texture explorée est un quadrillage imprimé, sur un papier d'imprimante (blanc), grâce à une imprimante laser noir et blanc. La texture quadrillée a été choisie pour faciliter la reconstruction et la reconnaissance de l'image de force, en faisant l'hypothèse que le glissement de l'enrobage serait différent selon qu'il soit sur une zone imprimée ou une zone vierge.

La Figure 3.4.a présente la texture d'origine. Il s'agit d'un quadrillage dont les bandes encrées (noires) ont une largeur de 1 mm et les bandes blanches une largeur de 5 mm. L'épaisseur de l'encre est estimée à 10  $\mu\text{m}$  à l'aide d'un profilomètre optique (Micro-Epsilon NCDT 1700).

Le dispositif d'exploration et le doigt artificiel utilisés sont les mêmes que pour les expériences précédentes (voir 3.1.1). Le protocole de mesure consiste à scanner la texture avec le doigt artificiel dans le sens des  $x$  croissants, sur plusieurs lignes successives espacées de  $\Delta y = 1$  mm. Le doigt explore une ligne horizontale puis se décale verticalement et revient à la ligne. Il scanne alors une autre ligne etc. La vitesse d'exploration est fixée à  $v = 38 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$  et la fréquence d'échantillonnage à  $f_e = 2 \text{ kHz}$ .

L'ensemble des scans est enregistré lors d'une seule acquisition. La reconstruction de l'image nécessite d'abord de retrouver les lignes au sein de l'acquisition. Une détection des fronts montants de  $U_z$  par seuillage permet de retrouver les moments de mise en contact et de retrait du doigt artificiel de la surface, et ainsi le début de chaque ligne. Le début et la fin de glissement faisant apparaître des phénomènes transitoires, nous extrayons la partie centrale (« stationnaire ») de chaque ligne. Enfin, les signaux de chaque ligne sont filtrés par moyenne glissante afin de réduire les artefacts de friction tels que les phénomènes de stick-slip (voir parties 1.4.3 et 3.1.4).

La Figure 3.4.b présente l'image du coefficient de friction instantané  $\mu_U$  (voir équation (3.4), p.83) d'une zone de  $32 \times 32$  mm. L'image est composée de  $32 \times 1680$  pixels, en accord avec les paramètres de l'exploration  $v$ ,  $f_e$  et  $\Delta y$ . Les abscisses et ordonnées de la figure correspondent aux numéros de pixels selon chaque axe. Le niveau de gris illustre la valeur du coefficient de friction, les zones sombres ayant des valeurs plus fortes que les zones claires. On constate que l'image reconstruite correspond relativement bien à la texture d'origine. En effet, le coefficient de friction est plus élevé sur les zones encrées que sur les zones vierges. On observe toutefois que le coefficient de friction paraît plus faible à gauche qu'à droite de l'image.

La Figure 3.4.c et la Figure 3.4.d, représentent respectivement l'image de la tension tangentielle  $U_T$  et la tension normale  $U_z$ , permettant d'analyser les deux composantes séparément. Lorsque le doigt artificiel passe sur les zones encrées, on peut noter sur la Figure 3.4.d, que  $U_z$  augmente légèrement ( $\Delta U_z \approx 15\%$ ), ce qui peut être dû à l'épaisseur de l'encre mais aussi à une déformation de l'enrobage lors du passage à une zone plus adhérente. Dans l'ensemble,  $U_z$  reste assez stable, contrairement à  $U_T$  qui double presque sa valeur en passant d'une zone vierge à une zone encrée. Il s'agit donc bien d'une variation du coefficient de friction entre zone encrée et zone vierge. Ce changement en friction s'explique par la présence des particules d'encre qui, s'introduisant dans les rugosités du papier, rendent la surface plus lisse et plus adhérente pour l'enrobage en polyuréthane.

Sur la composante  $U_T$ , on peut noter une légère variation en cloche selon l'axe  $x$ , avec un maximum au centre de chaque ligne et une diminution prononcée aux extrémités. Une légère variation de la vitesse au cours du trajet (accélération puis décélération), effectivement accentuée au début et à la fin du trajet, pourrait être en partie à l'origine d'une variation du coefficient de friction et donc de la force tangentielle. Faute de pouvoir mesurer la vitesse au cours du déplacement, avec nos dispositifs d'exploration actuels, cette hypothèse n'a pas pu être vérifiée.

On observe par ailleurs une diminution de  $U_z$  avec la progression selon  $x$ . Ce phénomène peut s'expliquer par la déformation progressive de l'enrobage qui induirait un déplacement du champ de contrainte vers l'avant du contact et donc une diminution de la force normale mesurée par le capteur clou.

Enfin, on peut voir une légère diminution du coefficient de friction  $\mu_U$  selon  $y$  (augmentation de  $U_z$  et diminution de  $U_T$ ), notamment au niveau des lignes encrées horizontales. Cela pourrait provenir d'un assouplissement de l'enrobage et/ou d'une pollution de la surface de celui-ci avec les particules d'encre à mesure des sollicitations.

On observe ainsi sur la Figure 3.4.b un coefficient de friction différent entre de deux zones spatialement proches, mais similaire pour des points de zones éloignées :

- en zone vierge  $\mu_U(24, 350) = 2.621$ ,  $\mu_U(19, 700) = 2.934$
- en zone encrée  $\mu_U(22, 200) = 2.915$ ,  $\mu_U(22, 550) = 3.251$ .

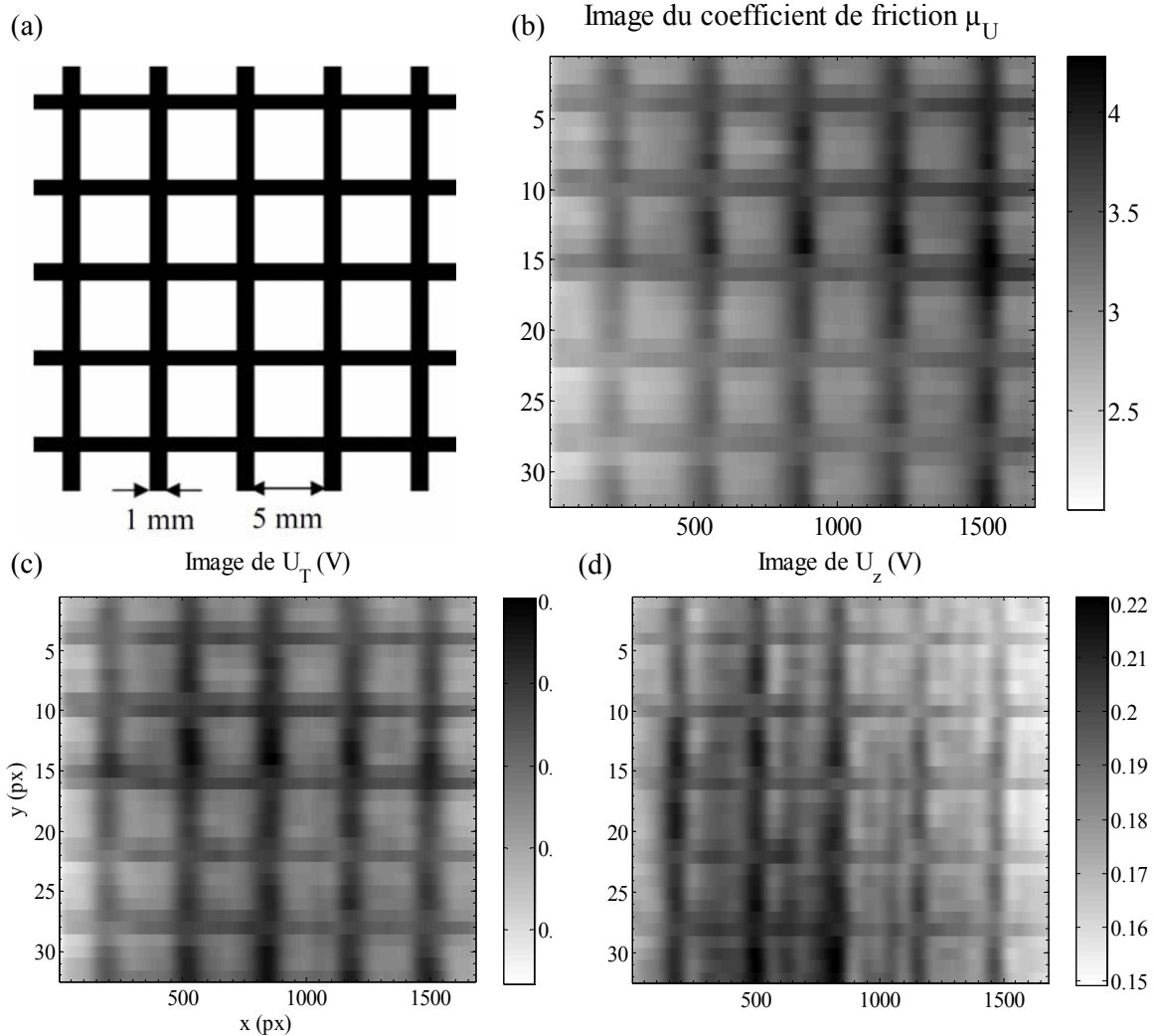


Figure 3.4: (a) Texture originale de papier quadrillé, (b) Image du coefficient de friction mesuré par le doigt artificiel. (c) Image de la tension  $U_T$ . (d) Image de la tension  $U_z$  délivrée par le capteur clou.

Pour étayer ces résultats, l'expérience a été répétée, mais avec une exploration dans le sens de  $x$  décroissant. Nous avons observé le même type de phénomènes sur  $U_T$  (variation en cloche),  $U_z$  (diminution selon  $x$ ) et  $\mu_U$  (diminution selon  $y$ ), indépendamment du sens d'exploration.

La bonne discrimination de textures de grain très fin, rend compte d'une forte sensibilité du doigt artificiel à la friction plus qu'à la topologie des textures. Toutefois, il faut noter que, bien que les textures étudiées ont un grain très fin, la dimension des motifs est ici relativement grossières (zone encrée de largeur de 1 mm et de période de 6 mm). Enfin, les variations du coefficient de friction au cours de l'exploration nous amènent à la conclusion que la visualisation de l'image de friction permet de reconnaître deux textures différentes en friction lorsqu'elles sont jointives. Cependant, le

coefficient de friction seul ne permet pas dans ces conditions d'exploration de discriminer ces deux textures dans l'absolu. Un traitement différentiel de l'image pourrait peut-être palier à ce problème.

### 3.1.4 Stick-Slip

Lors des différentes expériences menées aux cours de ces travaux, nous avons observé à plusieurs reprises le phénomène de stick-slip, pour des surfaces lisses, comme le papier photo ou les zones encrées de papier. Avec le dispositif table traçante, ce phénomène oscillatoire a notamment été observé à des fréquences particulièrement élevées (quelques kHz pour le papier photo).

Pour analyser ce phénomène, une expérience a été menée sur un échantillon de papier imprimé. La texture de l'échantillon exploré consistait en une succession de bandes encrées et de bandes vierges de 2cm de large (voir Figure 3.5.a). La texture est explorée selon l'axe  $x$ , orthogonalement aux bandes. Cette expérience est réalisée avec la table de précision et le prototype 5 de doigt artificiel (voir Tableau 2.3 p. 50), dont l'enrobage en PU 80 shore A. Le doigt applique une force normale  $F_z=0.5$  N et se déplace à la vitesse  $v=5$  mm.s<sup>-1</sup> sur une longueur de 8 cm. Pour visualiser correctement le phénomène de stick-slip, le signal est échantillonné à  $f_e=10$ kHz.

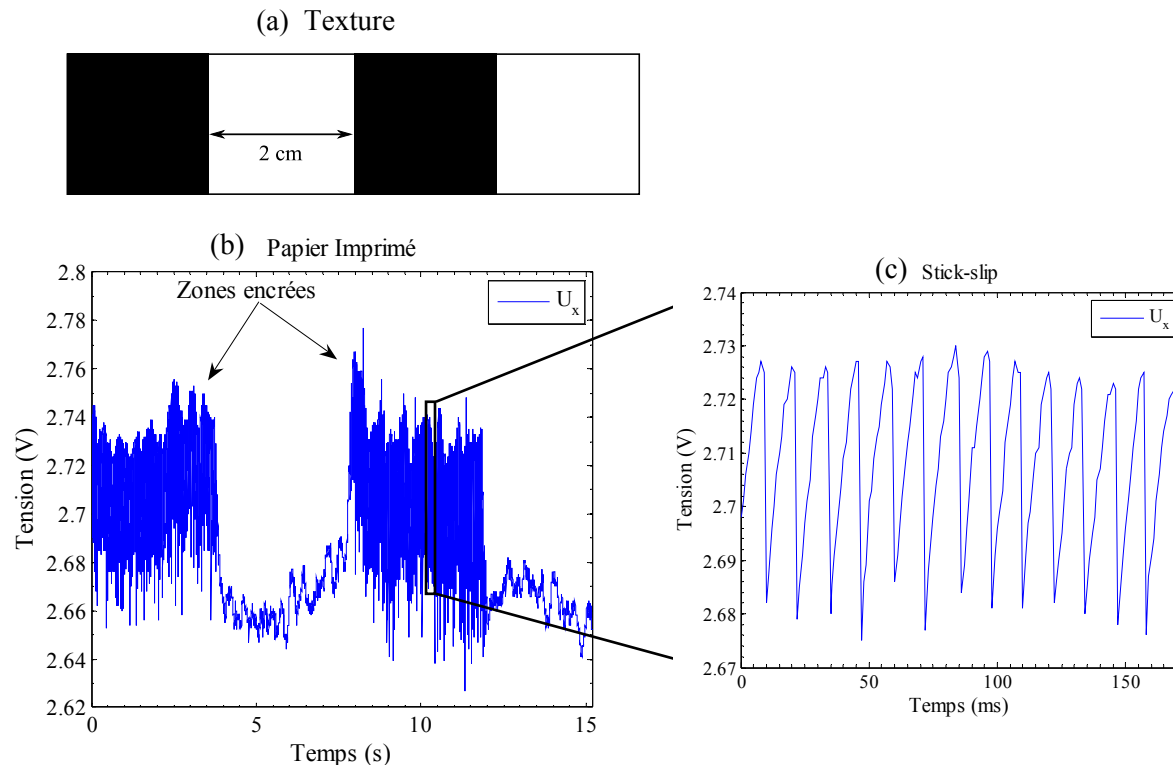


Figure 3.5 : (a) Texture de bandes encrées. (b) Signal  $U_x$  résultant de l'exploration de la texture, (c) gros plan sur le phénomène de stick slip provenant de l'exploration des zones encrées.

La Figure 3.5.b présente la tension  $U_x$  du capteur clou, qui est la composante dans la direction d'exploration du doigt artificiel. On y distingue les zones encrées, avec ce phénomène stick-slip d'oscillation rapide ( $f_{\text{stick-slip}} \approx 80$  Hz), des zones vierges, où le doigt ne subit qu'une friction habituelle. La Figure 3.5.c fait un gros plan sur le phénomène de stick-slip. On y distingue les différentes phases :



- la surface de contact est fixe et la force tangentielle augmente linéairement avec le déplacement du bras, jusqu'à atteindre une force tangentielle  $F_T$  supérieure à la force de friction statique définie par le produit de la force normale et du coefficient de friction statique,  $F_T > \mu_s \cdot F_z$ , menant au début du glissement.
- le doigt se met soudainement en mouvement et la force tangentielle diminue, jusqu'à atteindre une force tangentielle inférieure à la force de friction dynamique,  $F_T < \mu_d \cdot F_z$ , menant à l'arrêt du glissement.

La fréquence et l'amplitude des oscillations de stick-slip dépendent à priori des matériaux en contact qui définissent les coefficients de friction  $\mu_s$  et  $\mu_d$ , du système d'exploration (inertie, raideur etc.) et des paramètres d'exploration ( $F_z$ ,  $v$ ). De plus, le phénomène étant par nature constamment en transition, entre statique et dynamique, nous avons constaté que la fréquence d'oscillation et l'amplitude n'était pas toujours très stable au cours d'une même exploration. Une étude serait à réaliser pour essayer de déterminer dans quelles conditions ce phénomène peut nous aider à différencier voir caractériser les textures.

### 3.1.5 Conclusion

Les quatre expériences d'exploration de texture montrent une bonne sensibilité du doigt artificiel à plusieurs échelles. Deux tissus peuvent être reconnus en fonction de la périodicité respective de leur armure, ce qui peut constituer un critère de discrimination entre des textures de rugosités plutôt grossières. Tel que nous l'espérons, l'enrobage en polyuréthane favorise également la différenciation des textures par la friction. Ainsi, deux matériaux d'adhérences très différentes au toucher, tel que le papier et le tissu, ont pu être différenciés par leur coefficient de friction dynamique respectif. La reconstruction de l'image de texture d'un papier imprimé valide cette hypothèse, le grain de rugosité des deux textures étant ici très fin. Cette expérience montre également une bonne sensibilité du doigt artificiel à des différences d'adhérence assez fines à percevoir au toucher (papier encré/non-encré). Enfin, l'étude du phénomène de stick-slip, dont la fréquence d'oscillation semble notamment liée à la texture, ouvre la possibilité d'un autre paramètre permettant la discrimination de textures de rugosités fines.

Cependant, à mesure que les différences de texture s'affinent, nous avons pu observer que leur discrimination devient de plus en plus difficile. Le coefficient de friction présente notamment une certaine variabilité au sein de l'exploration d'un même échantillon. Bien qu'il permette de différencier les deux textures du papier imprimé lorsqu'elles sont jointes, la marge de discrimination est réduite lorsqu'elles sont explorées à deux instants séparés. Ainsi, le coefficient de friction, estimé à partir des mesures de  $U_{x,y,z}$ , apparaît comme une caractéristique de la texture très dépendante des conditions de mesure et de l'histoire de l'enrobage.

La partie suivante présente une expérience abordant la reconnaissance de textures de papier, en confrontant le doigt artificiel à l'augmentation du nombre de textures. Le papier a notamment été choisi pour cette expérience car il permet de couvrir un large panel de textures, allant du glissant au collant, du rugueux au lisse, de l'enduit au sec, tout en restant sur une gamme de rugosités fines (de quelques dizaines à quelques centaines de microns).

## 3.2 Reconnaissance de textures de papiers

Jusqu'à présent nous avons pu voir que le doigt artificiel permettait de discriminer assez facilement deux types de textures portant des différences évidentes au toucher, mais que cela devenait plus compliqué pour des différences de friction subtiles. La question traitée dans cette partie concerne la discrimination d'un jeu plus important de textures, à priori moins évidentes à différencier au toucher.

L'une des particularités du sens du toucher est sa capacité à reconnaître des textures dites fines, c'est-à-dire présentant un grain de rugosité inférieur à 200  $\mu\text{m}$ . Pour tester la capacité de notre doigt artificiel à discriminer de telles textures, nous avons confronté celui-ci à une tâche de reconnaissance portant sur 10 échantillons de papiers de textures différentes.

L'élaboration d'une application de reconnaissance se déroule généralement selon les étapes suivantes :

1. acquisition de signaux pour former une base de données représentative des différentes classes,
2. extraction de caractéristiques des signaux, afin de réduire la dimension de la base de données,
3. entraînement et application d'un algorithme de classification sur les caractéristiques de la base de données.

Lors des expériences précédentes, nous avons pu évaluer les capacités de reconnaissance en ne réalisant que les deux premières étapes. En effet, l'extraction d'une caractéristique (la raie principale du spectre ou le coefficient de friction) permettait de mettre en évidence la possibilité de discriminer, à l'aide de notre dispositif de toucher, les deux types de textures mises en jeu lors de chaque expérience. Cependant, nous avons noté dans la partie 3.1.2 que la discrimination des deux textures de papier P1 et P2 ne pourrait être réalisée avec la seule caractéristique du coefficient de friction. La reconnaissance des 10 textures de papier passe donc par l'extraction d'autres caractéristiques. La représentation dans l'espace multidimensionnel des caractéristiques devient alors plus difficile à visualiser et à analyser. Pour faciliter cette analyse, un algorithme de classification est appliqué à cette espace.

Avant l'utilisation de l'algorithme pour la classification même des données, c'est-à-dire l'association d'une classe de sortie à chaque donnée d'entrée, on effectue généralement une phase d'apprentissage permettant d'adapter l'algorithme de classification à une partie de la base de données (appelée base d'apprentissage). Dans notre cas, cette phase d'apprentissage est dite supervisée, car les classes des données d'apprentissage sont connues à priori<sup>1</sup>. La phase d'apprentissage se sépare généralement en deux étapes, l'entraînement (ou apprentissage automatique) de l'algorithme, puis la validation du classifieur avec des données non-utilisées pour l'entraînement. L'étape de validation est utilisée afin de régler d'éventuels paramètres du classifieur ne pouvant pas être appris automatiquement. Enfin, la partie restante de la base de données, n'ayant servi ni à l'apprentissage, ni au réglage de l'algorithme, est utilisée comme test pour évaluer la généralisation des résultats de classification à des données inconnues.

Cette partie présente dans une première section, l'expérience mise en place pour l'exploration des 10 échantillons, et la base de données ainsi constituée. L'expérience a été réalisée à deux reprises, mais

---

<sup>1</sup> Une alternative à l'apprentissage supervisé consiste à déterminer automatiquement les classes lors de la phase d'apprentissage, les classes des exemples d'apprentissage n'étant pas connues à priori. On parle alors d'apprentissage non supervisé, un cas que nous n'étudierons pas dans ce document.

selon des protocoles différents, avec le dispositif table traçante, et une troisième fois avec le dispositif de précision. Ces trois modes de réalisation des expériences sont décrits et justifiés dans cette première section. La seconde section de cette partie est dédiée à l'extraction et à la description des caractéristiques des signaux utilisées pour la classification. La troisième section présente les principes de la classification et les algorithmes appliqués par la suite. Enfin, les résultats de classification relatifs à chaque réalisation de l'expérience sont présentés dans les trois dernières sections de cette partie.

### 3.2.1 Échantillons et expériences

L'exploration des 10 échantillons de papier est réalisée avec l'objectif de constituer une base de données suffisamment importante pour pouvoir évaluer les performances de classification de notre système de toucher artificiel. La procédure d'exploration consiste à parcourir les échantillons avec le doigt artificiel selon l'axe  $x$ , et ce de façon répétée. Des signaux enregistrés, nous extrayons ensuite les caractéristiques auxquelles seront appliqués les algorithmes de classification. Afin de consolider l'analyse des résultats de classification, cette expérience est réalisée 3 fois, chaque fois selon un protocole d'exploration différent. Cette partie présente tout d'abord le jeu d'échantillons choisi, puis précise les raisons ainsi que le protocole adopté pour chacune des 3 expériences.

#### a) Échantillons de papiers

Pour cette expérience nous nous sommes restreints à l'exploration d'échantillons de papier, car ce matériau présente plusieurs intérêts. Tout d'abord, les textures de papier sont de types pseudo-aléatoires et ont une rugosité fine. De plus, ce matériau présente une grande diversité de textures que nous avons l'habitude de manipuler dans la vie quotidienne, ce qui nous a permis de constituer un jeu d'échantillons assez facilement. Enfin, comme il a été dit précédemment, le papier est particulièrement bien adapté aux deux systèmes d'exploration utilisés, ce qui facilite la réalisation d'une expérience sur un grand nombre d'échantillons.

Classe	Nom de l'échantillon	Caractéristiques tactiles
1	Papier blanc imprimante	Sec, grain très fin
2	Papier spécial 1 120g (SP1)	Velu, adhérent, doux
3	Papier spécial 2 120g (SP2)	Lisse, doux
4	Canson Calque 70g réf.17-149	Sec, plastifié, grain fin
5	Canson Mi-Teintes 160g réf.317-101	Sec, gros grain
6	Canson Buvard 125g	Fibreux, sec, rugosité importante
7	Papier journal imprimé type « petite annonces »	Lisse, sec, fibreux
8	Papier couché type « magazine »	Très lisse, plastifié
9	Canson "C" à grain 224g réf.27-114 (grain plus fin que l'échantillon 6)	Sec, grain moyen
10	Papier photo brillant APLI 240g réf.04458	Lisse, collant

Tableau 3.2 : Échantillons de papiers utilisés pour la classification. Pour chaque échantillon est donné le numéro de la classe, le nom sous lequel il se trouve dans le commerce et quelques caractéristiques tactiles et topologiques pour se faire une idée de leur texture.

Le jeu d'échantillons de cette expérience est constitué de 10 types de papiers différenciables au toucher, que ce soit par le grain ou par l'adhérence. Il se compose de 8 papiers du commerce et de 2 papiers spéciaux fournis par un partenaire de la plateforme METIS. Pour un expert de l'industrie papetière, la texture de ces échantillons serait sûrement des plus faciles à reconnaître. Mais pour un sujet non entraîné, la différenciation de ces échantillons semble déjà beaucoup plus difficile, chose que nous avons pu vérifier au sein de notre équipe. Le Tableau 3.2 donne la liste des échantillons, avec le numéro de classe qui leur a été attribué arbitrairement. Pour pouvoir se faire une idée des textures utilisées, la colonne de droite résume les sensations exprimées par les personnes ayant touché ces textures en aveugle.

#### b) Expériences

Afin de consolider les résultats et de vérifier certaines hypothèses, l'expérience d'exploration des 10 échantillons a été réalisée selon 3 protocoles d'exploration différents. La première réalisation avait pour principal objectif de vérifier la capacité du système de toucher artificiel à pouvoir différencier les 10 classes d'échantillons. Lors de cette expérience, les échantillons sont explorés de façon successive, c'est-à-dire que l'ensemble des explorations concernant un échantillon sont réalisées avant de commencer les explorations de l'échantillon suivant. Par cette procédure, nous faisons l'hypothèse d'un rôle négligeable de l'influence des explorations passées sur les explorations futures. Cette hypothèse s'étant avérée en partie fautive, l'expérience a été réalisée une seconde fois, mais en rendant aléatoire le choix de l'échantillon à chaque exploration, afin d'homogénéiser la base de données. Enfin, l'expérience de classification a été répétée une troisième fois avec le dispositif de précision afin de valider les résultats obtenus sur la table traçante lors des deux précédentes expériences. Au fil des expériences, le protocole d'exploration a évolué en fonction des résultats des expériences précédentes. Le doigt artificiel ayant subi des dommages au cours de certaines expériences, il a été changé à plusieurs reprises donnant lieu à des adaptations en fonction des enrobages et des capteurs disponibles. Cette section précise donc les conditions des expériences et le protocole adopté pour chacune des réalisations.

##### i. Expérience 1

Pour cette première expérience de classification, nous utilisons la table traçante munie du prototype 4 de doigt artificiel (voir Tableau 2.3, p. 50) couvert d'un enrobage de 50 shore A pour la partie inférieure et de 80 shore A pour la partie supérieure. La procédure d'exploration a été établie pour permettre de constituer une base de données assez importante pour pouvoir appliquer divers algorithmes de classification. Cette expérience a aussi été réalisée en vue d'aborder le problème de l'usure de l'enrobage et des textures étudiées, sujet notamment discuté avec Jean Francis Bloch<sup>1</sup>, chercheur en physique et spécialiste de la caractérisation des structures fibreuses.

La méthode d'exploration consiste à parcourir les échantillons avec le doigt artificiel sur un segment de 5cm selon l'axe  $x$ , à la vitesse  $v=3.8 \text{ mm}\cdot\text{s}^{-1}$  et à une force  $F_z \approx 0.4\text{N}$  estimée à partir de la tension moyenne de  $U_z$  et de la caractéristiques présentée Figure 2.10. L'acquisition se fait à une fréquence  $f_e=1\text{kHz}$ . Le placement des échantillons sur la table traçante se faisant manuellement, le changement

---

1 Jean Francis BLOCH, enseignant chercheur à Grenoble INP-Pagora, dirige l'unité Physique des Structures Fibreuses du Laboratoire Génie des Procédés Papetiers (LG2P).

d'échantillon à chaque exploration nécessiterait un temps important pouvant augmenter considérablement la durée de l'expérience qui est déjà longue (8h). Les échantillons sont donc explorés de manière successive.

Chaque échantillon est scanné avec le doigt artificiel sur 10 lignes espacées de  $\Delta y = 1\text{cm}$ . Pour les besoins de l'étude sur l'usure de l'échantillon par le doigt, les 10 lignes sont successivement explorées 5 fois. Une fois l'exploration terminée pour un échantillon, on réalise l'exploration du second échantillon et ainsi de suite. Pour un même échantillon, on considère que chaque trajet fournit des acquisitions indépendantes des autres trajets, et que chaque passage sur un même trajet renseigne sur l'usure du matériau. Les 50 acquisitions par échantillon ainsi obtenues forment une première base de données d'apprentissage  $D_a$  qui servira à l'entraînement et à la validation de l'algorithme de classification. Les échantillons sont ensuite explorés une seconde fois, avec la même méthode mais cette fois-ci lors de 2 passages sur 3 trajets différents. Les 6 acquisitions par échantillon enregistrées forment la base de données de test  $D_t$ , qui sera utilisée pour tester la capacité de généralisation des algorithmes de classification obtenus.

Lors de cette première expérience, les résultats ont mis en évidence une grande disparité entre les mesures des bases de données  $D_a$  et  $D_t$ . Nous avons attribué cette disparité des résultats à plusieurs facteurs. Le premier facteur pourrait être l'environnement de mesure (température, taux d'humidité, pression atmosphérique), qui n'est pas réellement contrôlé dans le laboratoire. Nous pensons que l'évolution de ces conditions peut être à l'origine de variations au niveau de l'enrobage, de la sensibilité du capteur clou et surtout de la texture, sujet discuté dans la partie 2.4.4. Le second facteur de variation peut être lié à l'assouplissement, l'usure ou la pollution progressive de l'enrobage à mesure des explorations. L'étude des données de cette expérience, présentée en 3.2.5, montre notamment une évolution des résultats avec le nombre de sollicitations en friction. Enfin, la troisième explication à cette disparité des résultats pouvait être liée à un placement de l'échantillon différent entre les acquisitions de  $D_a$  et celles de  $D_t$ . Les échantillons ayant été explorés successivement, la procédure d'exploration de cette expérience n'assure pas l'indépendance des données relativement à ces trois facteurs. De plus ces trois facteurs peuvent être dépendants du type de texture explorée (enduite, sèche, etc.), donc de l'ordre d'exploration des échantillons. Nous avons donc réitéré l'expérience en tenant compte des observations faites dans ce paragraphe, donnant lieu à l'expérience 2 décrite dans la section suivante.

## *ii. Expérience 2*

Pour prendre en compte dans les données d'apprentissage, les variations supposément liées à l'évolution de l'environnement de mesure, à l'usure de l'enrobage au fil des sollicitations, au placement et à l'ordre d'exploration des échantillons, il faut que les échantillons soient explorés de manière aléatoire. Or, explorer les échantillons aléatoirement implique de pouvoir changer d'échantillon à chaque exploration. Pour éviter toute manipulation d'échantillon, source d'erreurs humaines et mécaniques (tension et gondolement des échantillons), et pour garder une durée d'expérience raisonnable, les échantillons sont placés sur un support d'échantillon commun. Pour réaliser ce support, nous utilisons une feuille A4 plastifiée (de type transparent). Les 10 échantillons y sont collés par bande de  $2.5 \times 19\text{ cm}$  avec une colle spray repositionnable 3M. Cette colle présente l'avantage de ne presque pas pénétrer dans le papier. On peut ainsi passer d'un échantillon à l'autre en se déplaçant selon l'axe  $y$  (voir Figure 3.6). Suite au rehaussement des échantillons, avec l'épaisseur de la feuille plastifiée, le doigt artificiel était en contact permanent avec les échantillons, empêchant

une remise à zéro des efforts en position relevée. Le doigt artificiel est alors rehaussé grâce à un système de collerette ajoutée à la partie préhensible du doigt (voir 2.2.1). En fixant le doigt artificiel au niveau de la seconde collerette, le rehaussement est suffisant pour empêcher tout contact entre l'enrobage et les échantillons de papier lorsque le doigt est relevé. La partie capteur du prototype 4 de doigt artificiel ayant été détériorée au cours d'autres expériences, nous utilisons le prototype 5. Celui-ci comprend un capteur clou de type 2 et un enrobage de forme identique au précédent mais cette fois-ci entièrement en PU 80 shore A (voir Tableau 2.3).

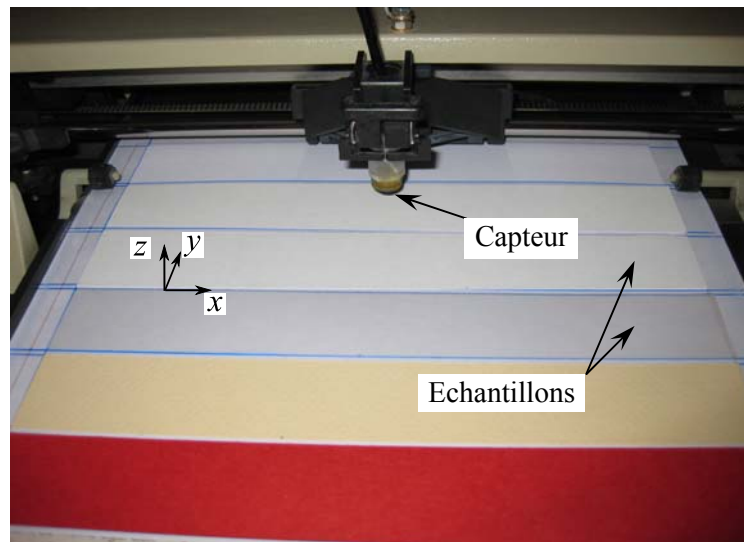


Figure 3.6: Photo du dispositif expérimental de la deuxième expérience de classification de textures de papiers. Les bandes d'échantillons sont collées sur une feuille plastifiée pour permettre une exploration aléatoire des textures.

Le but de l'expérience est d'explorer les échantillons dans un ordre aléatoire tout en évitant de passer deux fois au même endroit. Pour réaliser cette procédure, on établit dans un premier temps une liste de 50 trajets par échantillon. Les trajets sont espacés les uns des autres d'au moins  $\Delta y = 0.85$  mm et  $\Delta x = 1$  mm, ce qui assure un chevauchement des trajets quasi-nul et permet un trajet de 4cm selon l'axe  $x$ . La liste, tout échantillon confondu, est ensuite parcourue selon une procédure de tirage aléatoire sans remise afin de sélectionner successivement les trajets d'exploration. La vitesse d'exploration et la fréquence d'acquisition sont identiques à celles de l'expérience 1 ( $v = 3.8$  mm·s<sup>-1</sup>,  $f_e = 1$  kHz). En revanche, le capteur étant un peu trop rehaussé (erreur de conception ou de réalisation) la force normale en est fortement réduite ( $F_z \approx 0.15$  N, estimé à partir de  $U_z$ ).

L'ensemble des acquisitions enregistrées au cours de l'exploration constitue une base de données de 50 acquisitions par échantillon. Les acquisitions étant indépendantes des conditions d'acquisition (environnement, usure et placement des échantillons), on peut se permettre de dédier une partie des données au test et le reste à l'apprentissage. Parmi les 50 acq./classe, on sélectionne aléatoirement 10 acq./classe pour former les données de test  $D_t$ . Les 40 acq./classe restantes sont utilisées comme données d'apprentissage  $D_a$ .

### iii. Expérience 3

L'expérience 3 consiste à transposer l'expérience 2 à la table de précision. Nous souhaitons donc une exploration aléatoire des échantillons, au moins pour une partie des données, afin de nous placer dans

des conditions réalistes de généralisation des résultats. Comme précisé dans la partie 2.3.2, la plage de déplacement des moteurs couvre une zone carrée de 8x8 cm. Cette zone est jugée trop petite pour pouvoir y placer les 10 échantillons, aussi les échantillons doivent être remplacés manuellement à chaque acquisition. Lors de cette expérience, nous avons souhaité garder une force normale identique pour tous les échantillons ( $F_z=0.3\text{N}$ ), condition qui n'était pas assurée par le dispositif de table traçante. Comme ceux-ci n'ont pas tous la même épaisseur, la force normale doit être réglée à chaque changement d'échantillon. Rapporté à la durée de réalisation d'une acquisition ( $\sim 5$  min), l'opération de changement d'échantillon et de réglage de  $F_z$  est très couteuse en temps (2 min par changement d'échantillon). Afin de garder une durée d'expérience raisonnable (12h), le nombre d'acquisitions est donc réduit à 20 par échantillon et la procédure d'exploration est séparée en deux parties, faisant un compromis entre les protocoles des deux expériences précédentes.

Les échantillons sont explorés successivement une première fois selon l'axe x sur 5 trajets différents d'une longueur de 8 cm à une vitesse  $v=5 \text{ mm.s}^{-1}$ . Ces 5 acquisitions par classe sont réunies pour former les données  $D_a$  d'apprentissage. Les échantillons sont ensuite explorés de nouveau sur 15 trajets différents mais cette fois-ci selon la procédure de sélection aléatoire des trajets et des échantillons utilisée dans l'expérience 2. Ces 15 acquisitions par classe forment les données de test  $D_t$ . Afin d'observer certaines informations spectrales haute-fréquence remarquées à posteriori des deux premières expériences, la fréquence d'échantillonnage est choisie à  $f_e=10\text{kHz}$ .

Pour l'analyse des données décrite dans la partie suivante, on extrait la partie stationnaire des signaux, dépendante de la longueur des trajets et de la vitesse d'exploration. Le Tableau 3.3 récapitule les différents éléments des trois expériences :

		Expérience 1	Expérience 2	Expérience 3
Doigt artificiel	Prototype de doigt type	4	5	5
	Capteur clou type	3	2	2
	Enrobage en PU (shore A)	50/80	80	80
Conditions d'exploration	Dispositif	Table traçante	Table traçante	Table de précision
	Longueur de trajet (mm)	50	40	80
	Vitesse ( $\text{mm.s}^{-1}$ )	3.8	3.8	5
	Force normale moyenne $F_z$ (N)	0.4	0.15	0.3
	Fréquence d'échantillonnage (Hz)	1000	1000	10 000
	Longueur des signaux analysés (ech.)	12500	10500	125000
Base de données	$D_a$ (acq./classe)	50	40	5
	$D_t$ (acq./classe)	6	10	15

Tableau 3.3: Récapitulatif des trois expériences de classification de papiers.

### 3.2.2 Analyse des signaux et extraction de paramètres

Après l'acquisition des signaux perçus par le doigt artificiel lors de l'exploration des 10 classes de textures, la deuxième étape consiste à en extraire des paramètres représentatifs de chaque classe. Pour cela nous analysons le signal selon ses deux représentations habituelles : temporelle et spectrale. Pour

chacune des représentations les signaux sont étudiés afin de déterminer les caractéristiques représentatives à extraire. Dans cette partie, les caractéristiques extraites sont présentées et comparées entre expériences.

a) Analyse temporelle

Chaque acquisition se décompose selon les 3 composantes  $U_x$ ,  $U_y$ ,  $U_z$ . Comme précédemment, les signaux  $U_i(t)$  sont ici considérés après avoir retiré l'offset  $U_{i0}$ , selon l'équation (2.10). La Figure 3.7 présente, pour chacune des expériences, une acquisition faite lors de l'exploration d'un papier photo.

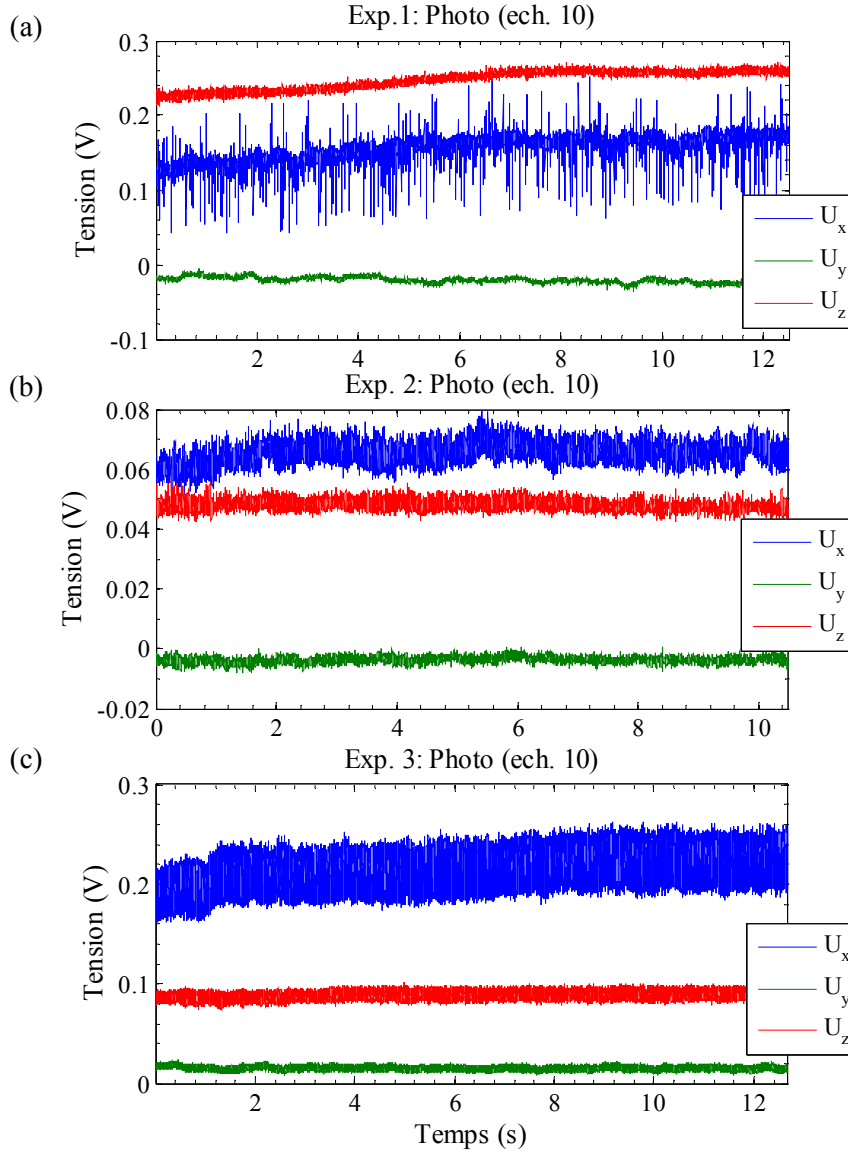


Figure 3.7 : Signaux  $U_{x,y,z}$  du capteur clou pour l'exploration du papier Photo (ech. 10) selon l'axe  $x$ , pour les 3 expériences.

Bien que les expériences aient été conçues et réalisées avec le souci de se mettre dans des conditions d'exploration « similaires », on peut d'ores et déjà noter que la forme et la valeur moyenne des signaux dépendent du dispositif et du protocole d'exploration. Notamment, pour l'expérience 2, on peut observer une tension  $U_z \approx 45 \text{ mV}$  qui correspond à  $F_z \approx 150 \text{ mN}$  selon la caractéristique donnée en



2.4.2, contre un  $F_z$  d'environ 300 à 400mN pour les deux autres expériences. Rappelons que sur la table traçante, la force normale  $F_z$  est essentiellement gérée par le ressort intégré au bras rotatif. Or, le débattement autorisé par le bras est faible. Une petite erreur mécanique lors de l'estimation de l'épaisseur de la feuille plastique support d'échantillon de la seconde expérience, ou une erreur de précision lors de la réalisation de la partie préhensible à collerettes, peuvent être à l'origine de cette différence en force normale. La diminution en force normale implique une augmentation du rapport signal sur bruit des 3 composantes  $U_{x,y,z}$  et des caractéristiques qui en sont extraites. Les 3 expériences présentant des différences entre les signaux d'une même classe, nous pouvons déjà prévoir des conséquences certaines sur les caractéristiques qui en seront extraites. Cela pose donc un problème de reproductibilité et de comparabilité entre les 3 expériences. Plus largement, nous entrevoyons la question d'une généralisation des résultats à un système d'exploration quelconque, tel qu'une manipulation manuelle du doigt artificiel. Nous verrons par la suite que ces signaux nous permettent quand même d'obtenir certaines conclusions quand à la classification de textures fines.

La deuxième observation que nous pouvons faire est que l'essentiel de l'information sur la friction entre l'enrobage et la texture considérée semble se trouver dans le signal  $U_x$ , qui correspond aux efforts tangentiels selon l'axe du déplacement du doigt artificiel. C'est en effet le signal qui possède le plus grand rapport signal sur bruit au regard des autres composantes.

En effet, la composante  $U_y$  correspond aux efforts tangentiels perpendiculaires à l'axe du déplacement.  $U_y$  est donc théoriquement nulle et paraît donc moins intéressante à exploiter. On observe cependant que  $U_y$  présente une légère composante moyenne et quelques variations. Les surfaces des différents échantillons, et particulièrement le papier Photo qui est très lisse, ne présentent pourtant pas de rugosités assez importantes, selon nous, pour pouvoir justifier ces variations de  $U_y$ . Pour expliquer ce phénomène, nous avons donc plusieurs hypothèses que nous n'avons pas encore pu vérifier. Tout d'abord, la composante moyenne non-nulle et les variations de  $U_y$  peuvent s'expliquer par un désaxement du doigt par rapport à l'axe normal à la surface de contact, ce qui mènerait à une influence de chaque composante  $U_i$  sur les deux autres  $U_{j \neq i}$ . A cela peut s'ajouter une erreur de centrage de la membrane du capteur clou par rapport la surface de contact, ce qui aurait à priori le même effet que le désaxement.  $U_y$  reste cependant proche de zéro, nous l'avons considérée comme négligeable pour la suite.

Sur une texture de rugosité importante, il serait intéressant d'utiliser les variations de  $U_z$  pour en extraire une caractéristique représentative de la topologie de la texture. Mais pour des rugosités fines telles que celles du papier, les variations d'amplitude de  $U_z$  sont noyées dans le bruit, comme on peut le voir sur la Figure 3.7. Le signal  $U_z$  ne semble donc pas très intéressant à exploiter ici.

Les bases de données étant de taille importante, nous avons donc décidé de nous concentrer sur l'analyse de la composante  $U_x$ . C'est selon cette composante que nous espérons trouver le maximum d'information sur la texture explorée.

Intéressons-nous d'un peu plus près au signal de  $U_x$  des différents échantillons. La Figure 3.8 présente, pour les 3 expériences, le signal  $U_x$  de trois des dix échantillons analysés : SP1, Canson C et Photo. Le glissement de l'élastomère sur des textures fines comme celle du papier, dont la texture est par nature pseudo-aléatoire, paraît difficile à modéliser de façon déterministe. Les signaux ont donc été analysés statistiquement. Sur les signaux temporels, tels que ceux présentés sur la Figure 3.8, nous avons noté trois caractéristiques semblant différencier les échantillons : la composante moyenne et l'amplitude du signal, ainsi que la rapidité des variations du signal.

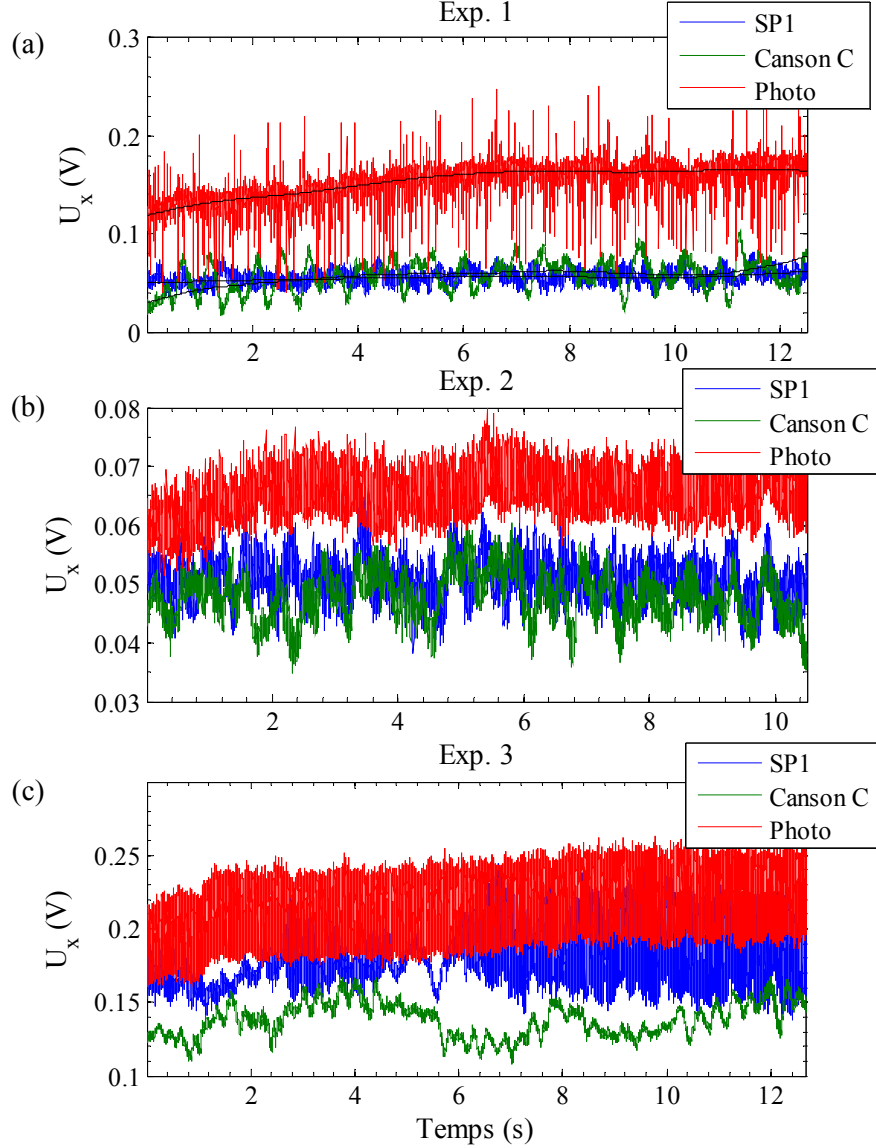


Figure 3.8: Signaux  $U_x$  lors de l'exploration des échantillons 2, 9 et 10 correspondant respectivement aux papiers SP1, Canson C et Photo, pour (a) l'expérience 1, (b) l'expérience 2, (c) l'expérience 3. Sur (a), en noir sont représentés les signaux filtrés par moyenne glissante ( $w=2s$ ), à retirer de  $U_x(t)$  pour le calcul de la variance et du kurtosis.

Les échantillons sont d'épaisseurs différentes, ce qui implique, sur le dispositif table traçante, une variation de  $U_z$  inter-échantillons que nous ne considérons pas comme représentatif de la texture. Nous avons donc préféré le coefficient de friction  $\mu_U$  moyen à la simple moyenne de  $U_x$ , car cela permet de s'affranchir en partie des variations de force normale, à l'approximation près des dépendances croisées entre  $U_i$  et  $F_{j\neq i}$  évoquée dans la partie 2.4.3. La dérive de  $U_z$  observée lors de l'expérience 1 (voir Figure 3.7.a) proviendrait d'une légère inclinaison du support d'échantillon de la table traçante. Afin de supprimer cette dérive pour les expériences 2 et 3, le support d'échantillon a été aplani suite à l'expérience 1.

L'amplitude des variations de  $U_x$  autour de la moyenne est caractérisée par la variance de  $U_x$ . Enfin, certains échantillons, comme celui de papier « Photo », engendrent un glissement de type stick-slip décrit dans la partie 3.1.4. Ce phénomène de stick-slip correspond à un déplacement par « à-coups »

plus ou moins périodiques, qui se présente pour l'expérience 1 comme une densité importante de pics d'amplitude beaucoup plus élevé que les variations moyennes. Le kurtosis (moment d'ordre 4), permettant de rendre compte d'une forte densité d'impulsions, nous a alors paru être une caractéristique intéressante pour représenter le stick-slip. Nous verrons par la suite que le kurtosis n'est peut-être pas une caractéristique aussi intéressante que prévu.

Comme le montrent les équations présentées par la suite, le calcul de la variance et du kurtosis est fortement affecté par une évolution lente du signal, telle que la dérive observée pour certaines acquisitions (Figure 3.8.a, Figure 3.8.b). Pour ne pas prendre en compte ce type d'évolutions dans le calcul de la variance et du kurtosis, nous utilisons  $U_{xF}(t)$ , défini selon l'équation (3.5) comme le signal  $U_x(t)$  auquel on a retiré la moyenne glissante. La moyenne glissante (filtre passe-bas) est réalisée grâce à un algorithme de filtrage dit « forward-reverse » qui permet de ne pas affecter la phase des différentes fréquences du signal. La fenêtre de filtrage  $F_w(\tau)$  est de type uniforme et de largeur  $w=2s$ .

$$U_{xF}(t) = U_x(t) - U_x * F_w(t) \quad (3.5)$$

Cette opération de filtrage nous a paru préférable à l'utilisation du coefficient de friction instantané  $\mu_U(t)$ , qui ajouterait le bruit de  $U_z(t)$  à celui de  $U_x(t)$ .

Les sections suivantes détaillent les trois caractéristiques extraites des signaux temporels, c'est-à-dire le coefficient de friction, la variance de  $U_x(t)$  filtré et le kurtosis de  $U_x(t)$  filtré. Chaque caractéristique est illustrée par un graphe représentant la valeur moyenne intra-classe du paramètre calculé sur les données  $D_a$  et  $D_t$ , la barre correspondant à l'écart type. Les 10 classes sont ordonnées selon les valeurs moyennes intra-classe croissantes de  $D_a$ , ce qui permet d'avoir un aperçu de la dispersion des classes. Si les barres d'erreur ne se recouvrent pas d'une classe à l'autre, on peut espérer que la caractéristique participe à une bonne classification. De plus, si l'ordre des classes est différent d'une caractéristique à l'autre, la classification pourra être améliorée en combinant les caractéristiques.

#### i. Coefficient de friction moyen

Le coefficient de friction  $\mu_U$ , défini selon l'équation (3.4), est proportionnel, à quelques approximations près, au rapport entre la force tangentielle et la force normale. Ce coefficient constitue une caractéristique du glissement indépendante de la force normale appliquée (voir partie 1.4.1). Dans le cadre des expériences sur la table traçante, dont on ne contrôle pas la force normale, le coefficient  $\mu_U$  (voir partie 3.1.2) permet de représenter les efforts de friction indépendamment de l'épaisseur des échantillons, l'épaisseur ne constituant pas une caractéristique de la texture selon nous.

Pour ne pas prendre en compte les variations trop importantes de  $\mu_U$ , par exemple dues à des variations brusques de  $U_z$  à priori non représentatives de la texture, le coefficient de friction moyen est calculé à partir des composantes moyennes de  $U_i(t)$ , comme défini par l'équation (3.6).

$$\mu_U = \frac{\overline{U_T}}{\overline{U_z}} \quad \text{où} \quad \overline{U_T} = \sqrt{\overline{U_x^2} + \overline{U_y^2}} \quad \text{et} \quad \overline{U_i} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N U_i(n), \quad U_i(n) \text{ étant le signal } U_i(t) \quad (3.6)$$

échantillonné et  $N$  le nombre d'échantillons du signal sur la durée analysée.

La Figure 3.9 présente le coefficient de friction moyen  $\mu_U$  de chaque classe pour les trois expériences. Chaque point représente la valeur moyenne intra-classe pour les données de  $D_a$  (bleu) et de  $D_t$  (rouge).

La barre d'erreur correspond à l'écart type intra-classe. Les échantillons ont été classés selon les valeurs moyennes intra-classe croissantes de  $D_a$ .

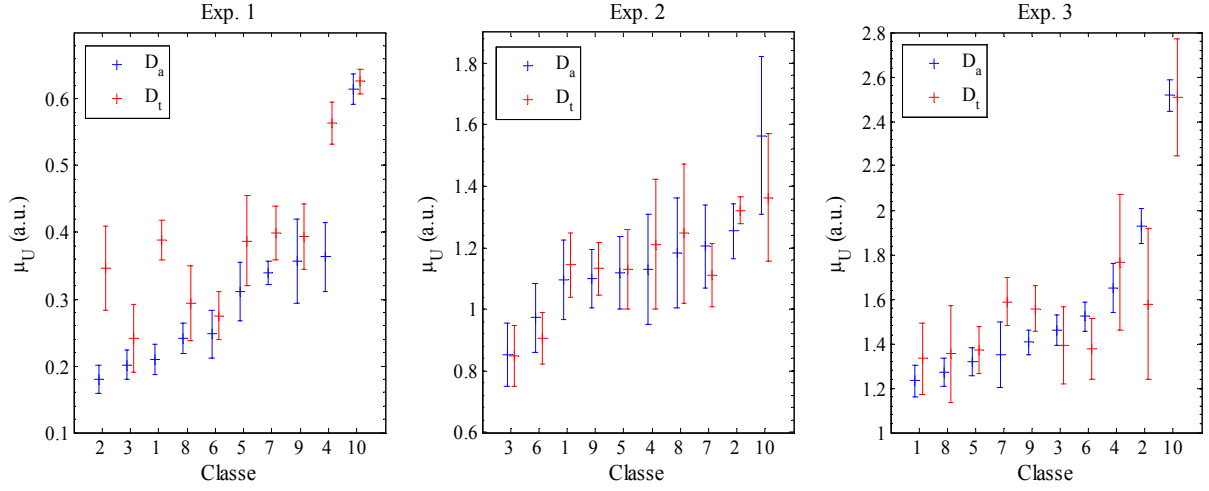


Figure 3.9: Coefficient de friction  $\mu_U$  en fonction de la classe de papier exploré. Pour chaque classe, les valeurs sont moyennées sur les ensembles  $D_a$  et  $D_t$ , les barres d'erreur correspondant à l'écart-type sur les mêmes ensembles.

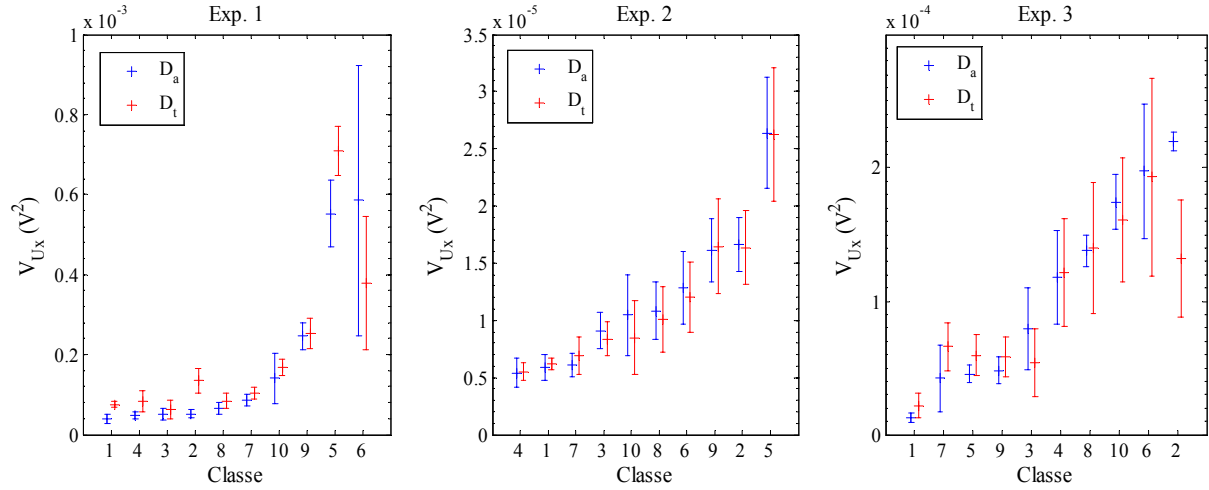
Tout d'abord, on observe que les coefficients de friction ont des ordres de grandeur vraiment différents d'une expérience à l'autre. On peut aussi noter que l'ordre des classes (en abscisse) diffère d'une expérience à l'autre. Notamment, on observe que le coefficient de friction de la classe 2 (papier SP1) nous amène à le considérer comme l'un des échantillons les plus adhérents lors des expériences 2 et 3, et comme l'un des moins adhérents pour la première expérience. Enfin, on peut noter que pour une même expérience et une même classe, les valeurs provenant de  $D_a$  et de  $D_t$  diffèrent pour certaines classes, particulièrement pour l'expérience 1. L'ensemble de ces phénomènes, détectés lors de ces 3 expériences, et observé tout au long de celles-ci, peuvent être interprétés comme une modification de la texture des échantillons et/ou de l'enrobage au cours du temps. Ceci peut être attribué à l'usure et aux variations de l'environnement de mesure, tel que discuté en 2.4.4.

Toutefois, pour les expériences 1 et 3, le recouvrement des classes reste raisonnable. On peut notamment observer que pour les trois expériences, le coefficient de friction de la classe 10 (papier photo) reste le plus élevé et le plus différent de celui des autres classes, ce qui correspond tout à fait à sa texture, beaucoup plus adhérente que les autres papiers. Le coefficient de friction  $\mu_U$  peut donc représenter un critère de classification intéressant pour certaines classes au sein d'une même expérience. Dans le cas des expériences 1 et 3, on peut même envisager de discriminer la classe 10 (papier Photo) des autres classes uniquement avec ce critère.

## ii. Variance

La variance du signal représente la variation de force autour de la force moyenne. Elle pourrait donc être représentative de la rugosité de la texture. La variance  $V_{U_x}$  est calculée selon l'équation classique (3.7), à partir du signal filtré  $U_{xF}(t)$  :

$$V_{U_x} = \frac{1}{(N-1)} \sum_{n=1}^N (U_{xF}(n) - \overline{U_{xF}})^2 \quad (3.7)$$


 Figure 3.10: Variance du signal  $U_x$  en fonction du type de papier

La Figure 3.10 illustre la valeur moyenne intra-classe de  $V_{U_x}$  pour les expériences 1, 2 et 3. Pour l'expérience 1, on peut observer que les échantillons de fortes rugosités (classes 5 : Mi-teinte et 6 : Buvard) ont une forte variance. Cependant, comme pour le coefficient de friction, on peut noter que l'ordre des classes par variance croissante n'est pas le même pour les trois expériences. Toutefois, pour une même expérience et pour une même classe, l'écart entre les valeurs de  $V_{U_x}$  provenant de  $D_a$  et celles provenant de  $D_t$  semble être moins important que pour  $\mu_U$ . De plus, l'ordre des classes par variance croissante est différent de celui obtenu pour le coefficient de friction, ce qui signifie que ces deux critères sont peu corrélés. La variance pourrait donc être une caractéristique de classification complémentaire au coefficient de friction.

### iii. Kurtosis

Le kurtosis a été choisi comme critère suite à l'observation du phénomène de stick-slip lors de l'expérience 1. Lors de cette expérience, le stick-slip s'est traduit sur le signal  $U_x$ , par des pics d'amplitude assez importante par rapport aux amplitudes moyennes, et ce à des instants aléatoires (voir Figure 3.8.a). Le kurtosis, défini selon l'équation (3.8), utilise le moment d'ordre 4. Il permet ainsi de juger de l'aplatissement d'une distribution, celle de référence étant la gaussienne de variance  $V_{U_x}$ , une distribution pour laquelle le kurtosis prend une valeur de 3. Pour signal  $U_x(t)$  tel que celui de la Figure 3.8.a, la distribution est pointue, à cause des pics de sticks-slip qui augmentent la densité des fortes amplitudes. Le kurtosis prend alors une valeur supérieure à 3. Dans le cas d'une distribution plus plate que la gaussienne, le kurtosis prendra une valeur inférieure à 3.

$$K_{U_x} = \frac{1}{N} \frac{\sum_{n=1}^N (U_{x^F}(n) - \overline{U_{x^F}})^4}{V_{U_x}^2} \quad (3.8)$$

La Figure 3.11 illustre les valeurs de kurtosis relatives à chaque échantillon pour les trois expériences. La Figure 3.11.a montre que pour l'expérience 1, le kurtosis permet effectivement de différencier des autres échantillons, les papiers engendrant du stick-slip, c'est-à-dire les échantillons 4, 8 et 10 (papiers Calque, Couché, Photo), ou les papiers à forte densité de forte rugosité, tels que le papier Buvard (échantillon 6). Mais les Figure 3.11.b et Figure 3.11.c montrent, qu'au contraire de l'expérience 1, les

valeurs de  $K_{U_x}$  sont toutes proches de 3, quelque soit l'échantillon. Cela correspond à l'observation du signal  $U_x$  (Figure 3.8.a et Figure 3.8.b) qui, pour les expériences 2 et 3, ne présente pas les pics de stick-slip observés pour l'expérience 1. La présence des pics de stick-slip pour l'expérience 1 est en fait due à la coïncidence d'un dysfonctionnement du filtre anti-repliement et d'une fréquence de stick-slip beaucoup plus élevée (quelques kHz) que la fréquence d'échantillonnage ( $f_e=1\text{kHz}$ ), résultant en un repliement de spectre important.

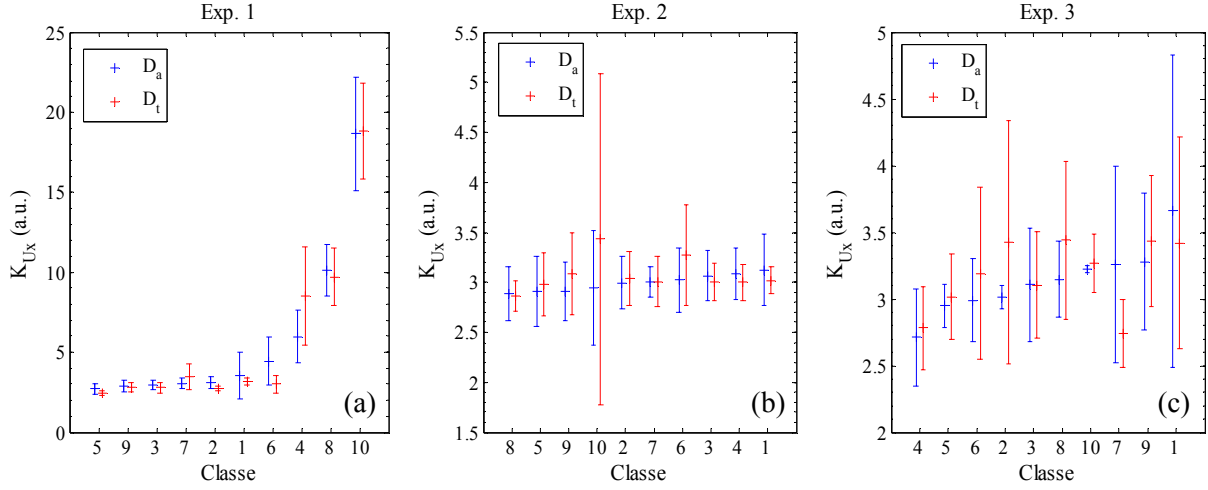


Figure 3.11: Kurtosis du signal  $U_x$  en fonction du type de papier.

Pour l'expérience 2, le filtrage à  $f_e/3$  a bien fonctionné filtrant le phénomène de stick-slip de fréquence élevée. Pour l'expérience 3, la fréquence de stick-slip s'avère beaucoup plus faible ( $\sim 300\text{-}400\text{Hz}$  pour le papier Photo, mesuré sur le signal temporel). En effet, comparé au bras de la table traçante, le support capteur du dispositif de précision est plus lourd, l'inertie de celui-ci est donc plus importante. De plus, la longueur du bras de levier de longueur est beaucoup plus importante sur le dispositif de précision (12 cm) que pour le bras de la table traçante (1 cm). Ces deux raisons expliquent une fréquence de stick-slip beaucoup moins importante pour l'expérience 3 que pour les deux autres expériences. De plus, pour l'expérience 3, la fréquence d'échantillonnage est plus élevée que pour les précédentes (voir Tableau 3.3), ce qui permet d'observer le phénomène périodique tel qu'il est présenté en 3.1.4, une augmentation progressive  $U_x(t)$  suivi d'un décrochage. Pour cette raison, il n'y a plus de pics sur le signal, donc plus de lobes latéraux sur la distribution du signal  $U_x(t)$ , et le kurtosis reste à une valeur proche de 3. Contrairement à l'expérience 1, le kurtosis n'est donc pas une bonne caractéristique de classification pour les expériences 2 et 3.

#### b) Analyse spectrale

Une des hypothèses de la littérature est que la reconnaissance de textures fines au toucher passe par une détection des vibrations de la peau lors de la friction. En complément de l'analyse statistique des signaux temporels, nous nous sommes donc intéressés aux spectres de ces signaux. Les spectres sont calculés selon l'algorithme de Welch avec un recouvrement de 50% et une fenêtre de hamming de taille  $w = 2048$  points. La Figure 3.12 présente les spectres des échantillons SP1, Canson C, et Photo, moyennés sur les données d'apprentissage de chaque expérience.

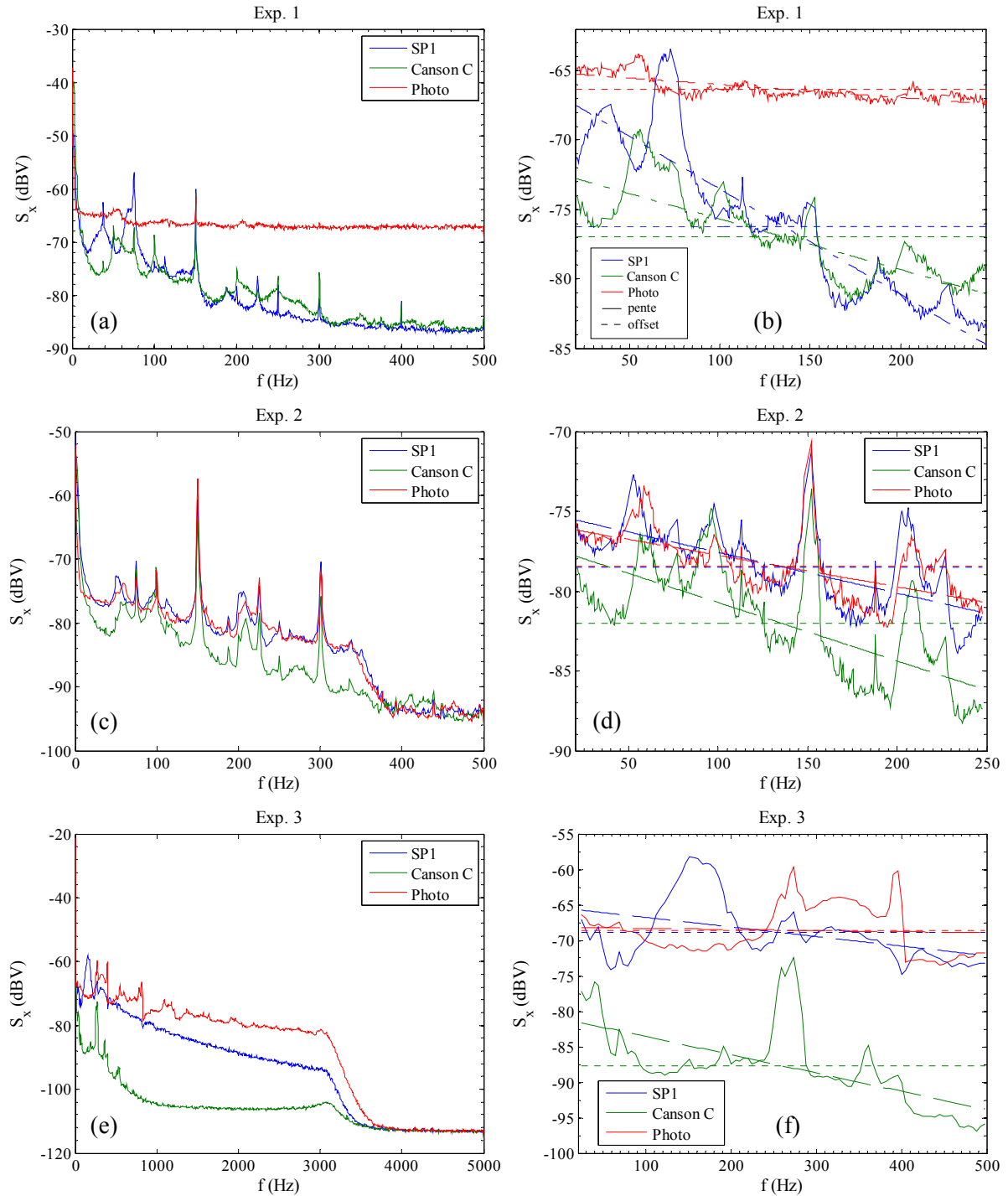


Figure 3.12: A gauche, les densités spectrales de puissance de  $U_x$  pour (a) l'expérience 1, (c) l'expérience 2, (e) l'expérience 3. A droite (b, d, f), les densités spectrales réduites aux composantes fréquentielles intéressantes. En pointillés sont représentées la pente et la moyenne spectrale de chacune des classes.

L'observation faite précédemment, qui mettait en évidence une grande dépendance des signaux aux conditions de réalisation de l'expérience, est confirmée par l'analyse spectrale. Pour un même type d'échantillon exploré, on obtient des spectres différents pour les 3 expériences. On peut notamment observer que le spectre du papier Photo est plat pour l'expérience 1, du fait des pics de stick-slip du signal temporel. Pour l'expérience 2, les pics de stick-slip étant filtrés, le spectre du papier Photo

présente une forme similaire aux spectres des autres échantillons. Pour l'expérience 3, le phénomène de stick-slip engendre des successions de fronts descendants abrupts sur le signal, ce qui se traduit par un spectre de pente faible sur le spectre du papier Photo.

Cependant, quelle que soit l'expérience (1, 2 ou 3) on observe des spectres vraiment différents d'une classe à l'autre. Ils pourraient donc être utilisés pour la discrimination.

On note toutefois plusieurs points communs inter-classes (raies, plateau de bruit) qui ne sont alors pas caractéristiques des échantillons mais plutôt du dispositif d'exploration et de l'enrobage. Ainsi, dans un premier temps les spectres sont « nettoyés » pour ne garder que les informations discriminantes entre les différentes classes.

Commençons par les spectres des deux premières expériences, présentés sur la Figure 3.12.a et la Figure 3.12.c. On peut noter un ensemble de raies, à  $f_r = \{37.5, 50, 75, 100, 150, 200, 225, 250, 300, 400\}$  Hz, communes à presque tous les échantillons et aux deux expériences. Celles-ci proviennent des modes de vibration de la table traçante. Il convient de ne pas les prendre en compte lors de l'extraction de caractéristiques, car elles n'apportent aucune information sur la texture explorée et viennent même brouter l'estimation des caractéristiques spectrales. Chaque raie de fréquence  $f_r$  est remplacée par une interpolation linéaire de la densité spectrale entre  $f_r - 2\text{Hz}$  et  $f_r + 2\text{Hz}$ . Cette opération engendre une forte déformation du signal dans le domaine temporel. Mais l'opération est acceptable pour l'extraction des paramètres caractéristiques du spectre qui nous intéressent. Par ailleurs, nous avons observé une densité spectrale d'amplitude élevée aux basses fréquences ( $<20\text{Hz}$ ), commune à tous les échantillons. Nous attribuons cette densité spectrale basse fréquence d'une part aux oscillations lentes du bras (inertie du bras, rugosité importantes et/ou gondolement du papier) et d'autre part à la légère dérive des signaux observés sur certaines acquisitions. L'estimation de cette partie du spectre n'est pas très précise du fait de la durée assez courte des explorations. Comme la partie basse fréquence du spectre ne se différencie pas beaucoup d'une classe à l'autre, elle ne sera pas considérée. Enfin, nous observons un plateau de bruit en haute fréquence, en particulier pour l'expérience 1 (Figure 3.12.a), n'apportant pas d'information spectrale particulière. Nous avons donc considéré que l'essentiel de l'information spectrale se situait entre 20 et 250Hz, excluant les bandes latérales pour  $f < 20\text{Hz}$  et  $f > 250\text{Hz}$  pour l'extraction des caractéristiques spectrales. La Figure 3.12.b et la Figure 3.12.d présentent respectivement les spectres de la Figure 3.12.a et de la Figure 3.12.c une fois ces prétraitements réalisés.

On peut alors noter que pour l'expérience 1, les spectres extraits semblent présenter une forme caractéristique à chaque classe. Pour l'expérience 2, les spectres semblent posséder une forme similaire, quelle que soit leur classe. Cela pourrait être la conséquence du changement de force normale entre les deux expériences (0.4N pour l'expérience 1, contre 0.15N pour l'expérience 2), diminuant le rapport signal sur bruit et donc les différences de spectre entre les classes.

Pour l'expérience 3 (Figure 3.12.e), la fréquence d'échantillonnage est plus élevée que pour les expériences précédentes, ce qui étend le spectre en fréquence. Contrairement à ce qui a été observé avec la table traçante (expériences 1 et 2), les vibrations du dispositif de précision semblent beaucoup moins importantes. Sur le spectre, il n'y a pas de raie de vibration mis à part une raie autour de 270Hz. Cependant, de même que pour les expériences précédentes, on observe une amplitude élevée de la densité spectrale en basse fréquence ( $<20\text{Hz}$ ) commune à tous les échantillons. On peut aussi noter qu'au dessus de 500 Hz il n'y a plus d'élément spectral intéressant, mise à part une décroissance continue de la densité spectrale de puissance jusqu'à la fréquence de coupure du filtre anti-repliement.



Enfin, on vérifie pour le papier Photo l'existence d'une amplitude élevée sur la bande 300-400Hz, suivie de quelques harmoniques, correspondant au phénomène de stick-slip. Pour l'expérience 3, nous avons donc restreint l'étude du spectre à la bande [20 ; 500 Hz] présentée en Figure 3.12.f.

Les spectres semblent dans l'ensemble assez chaotiques. Au cours du temps, le glissement ne semble pas engendrer une vibration très stable en fréquence, ce qui donne lieu à des raies assez larges, dont la densité spectrale à ces endroits là est d'amplitude plutôt variable. Toutefois, nous avons pu constater que les spectres d'une même classe possédaient une forme générale différente de celle des autres classes. Nous avons traduit ces différences interclasse par trois caractéristiques: les « motifs » (creux et bosses), la moyenne et la pente du spectre en dB.

*i. Moyenne du spectre (dB)*

Ce que nous avons nommé « moyenne du spectre » correspond à la moyenne fréquentielle de la densité spectrale discrète  $S_x(f_m)_{dB}$  du signal  $U_x(t)$ , exprimée en décibels, avec  $M$  le nombre de fréquences discrètes considérées et  $[f_l; f_M]$  l'intervalle de fréquence considéré ([20;250]Hz ou [20;500]Hz selon l'expérience),:

$$m_{Sx} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M S_x(f_m)_{dB} \quad (3.9)$$

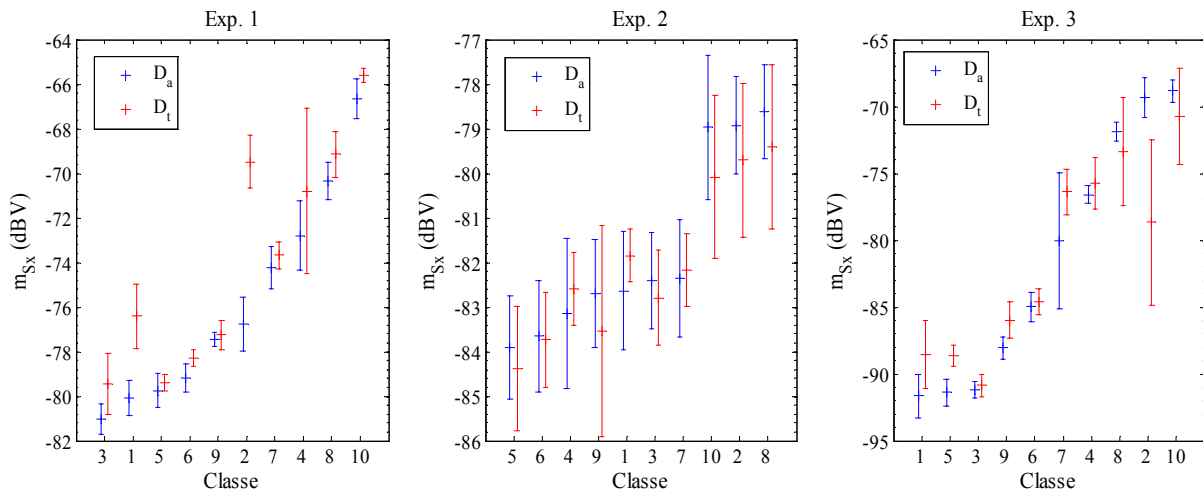


Figure 3.13: Moyenne du spectre en fonction de la classe de texture, pour les trois expériences.

La moyenne de spectre, illustrée Figure 3.12, n'est pas une caractéristique spectrale courante dans la littérature, et il est difficile de l'associer à une caractéristique concrète du signal temporel ou de la nature de la texture. Notamment, les classes présentant une moyenne spectrale faible, telles que les classes 3 et 5 (SP2 et Canson Mi-teinte) ne présentent pas d'élément commun de texture évidents. Cependant, on peut constater que les valeurs les plus élevées correspondent aux textures engendrant du stick-slip (échantillons 2, 4, 8 et 10). De plus, on constate pour les expériences 1 et 3 que les classes sont bien étalées selon cette caractéristique avec un écart type intra-classe plutôt faible, ce qui en fait une caractéristique intéressante pour la classification.

### ii. Pente du spectre

Sur les spectres, nous avons observé une décroissance en fonction de la fréquence qui paraît dépendre de la classe de texture étudiée. Notamment, nous avons pu noter que les échantillons engendrant du stick-slip présentaient une distribution spectrale plus plate que les autres échantillons, traduisant les transitions temporelles abruptes lors du décrochage de l'enrobage (slip).

La pente du spectre  $k_{Sx}$  est estimée par régression linéaire du spectre  $S_x(f_m)_{dB}$ , selon l'équation (3.10), où  $c_{dB}$  représente une constante qui peut s'exprimer en fonction de  $m_{Sx}$  et ne sera donc pas utilisée.

$$S_x(f_m)_{dB} = k_{Sx} \cdot f_m + c_{dB} \quad (3.10)$$

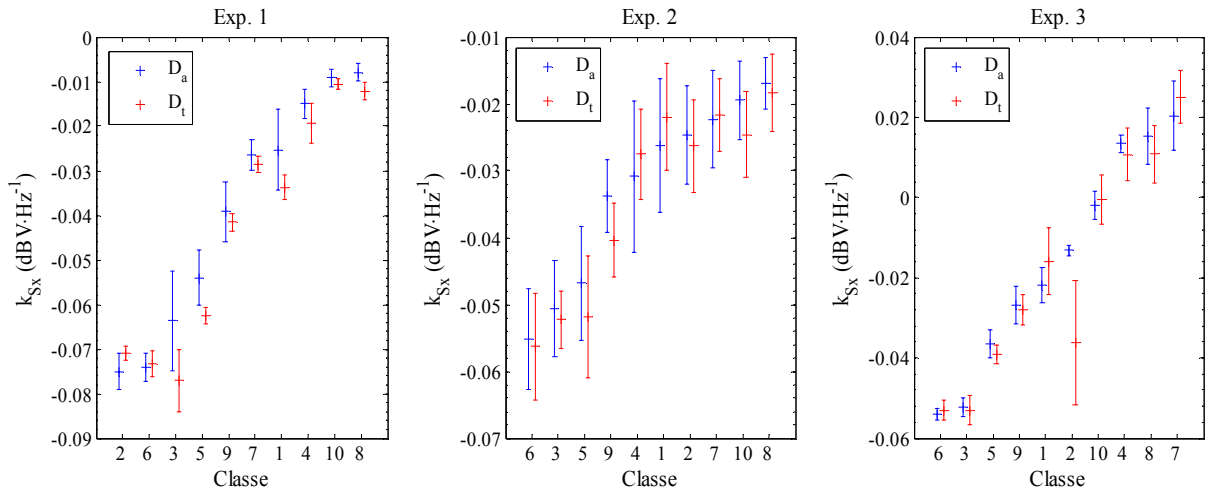


Figure 3.14: Pente du spectre en dBV.

La Figure 3.14 montre effectivement que les valeurs les plus fortes sont obtenues pour des échantillons présentant du stick-slip. À l'inverse, les classes présentant les valeurs les plus faibles (3: SP2 et 6: Buvard) correspondent aux échantillons engendrant peu d'événements aux hautes fréquences.

### iii. Motifs du spectre

Nous avons appelé « motifs du spectre » l'ensemble des bosses et creux de celui-ci une fois la moyenne et la pente retirées. Cette caractéristique a été retenue suite à l'observation, pour une même classe de texture, de spectres de formes similaire (même amplitude des creux et bosse) mais de moyennes ou de pentes légèrement différentes. Par la suite on appellera spectre « centré » et « redressé », le spectre auquel on aura respectivement retiré la moyenne et la pente. La Figure 3.15.a présente les spectres résultant de deux explorations, à deux endroits différents, d'un même échantillon de SP1. La Figure 3.15.b présente les mêmes spectres centrés et redressés. Dans le cas des spectres présentés sur cette figure, cette opération permet de réduire considérablement la distance qui les sépare, ce qui facilitera leur association à une même classe. La caractéristique de « motifs du spectre » se distingue des 5 autres caractéristiques extraites par la dimension de son espace de représentation. En effet, pour caractériser les motifs du spectre, nous avons conservé un vecteur de même dimension

que  $S_x(f_m)_{dB}$ . Par contre, pour les autres caractéristiques, une seule valeur est associée à chaque acquisition  $U_x(t)$ .

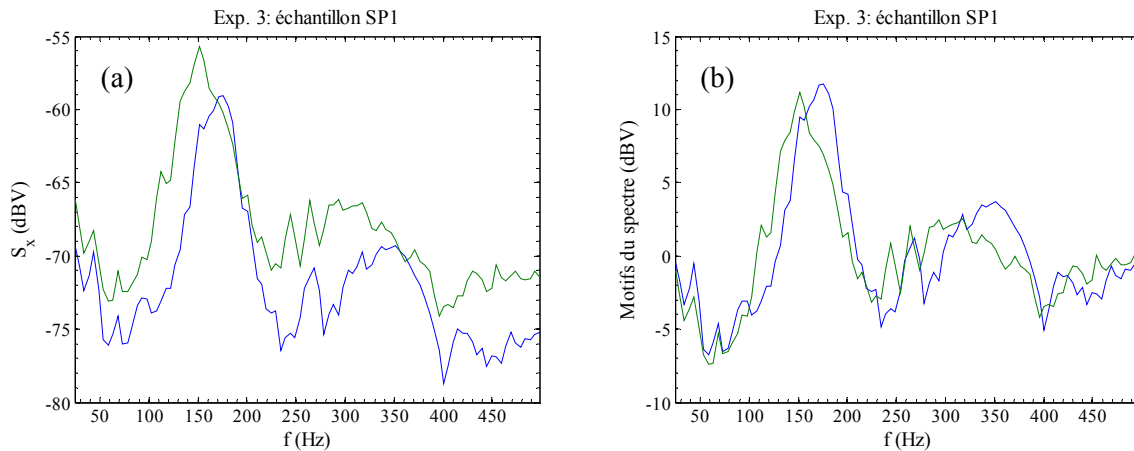


Figure 3.15: (a) Spectres issus de l'exploration d'un échantillon de SP1 pour l'expérience 3, (b) les mêmes spectres après leur avoir retiré la moyenne et la pente.

### c) Conclusion

Nous avons extrait six critères des signaux. Le coefficient de friction moyen  $\mu_U$ , la variance  $V_{U_x}$ , le kurtosis  $K_{U_x}$ , la moyenne spectrale  $m_{S_x}$  et la pente spectrale  $k_{S_x}$ , sont des caractéristiques à une dimension : une valeur est associée à chaque acquisition. Les motifs du spectre ont eux  $M$  dimensions,  $M$  correspondant au nombre d'échantillons spectraux considérés dans le spectre prétraité. Les caractéristiques et l'ordre des classes est différent d'une expérience à l'autre. Ces différences semblent provenir d'une grande dépendance des textures et de l'enrobage aux conditions de réalisation de l'expérience. Mais pour une même expérience, l'ordre des classes selon chaque caractéristique unidimensionnelle dépend de la caractéristique considérée. On peut noter que, pour toutes les caractéristiques extraites les barres d'erreur correspondant à l'expérience 2 sont plus importantes que celles des expériences 1 et 3. Cela provient sans doute d'une force normale plus faible se traduisant par un rapport signal sur bruit plus faible pour cette expérience. Dans l'ensemble, les barres d'erreur indiquent qu'il y a le plus souvent recouvrement entre les classes les plus proches, mais que la répartition générale est assez étalée. Le rôle de l'algorithme de classification est alors de se placer dans l'espace des caractéristiques afin de pouvoir déterminer les frontières permettant de discriminer au mieux les différentes classes. La section suivante décrit deux types d'algorithmes de classification mis en place.

### 3.2.3 Algorithmes de classification

Dans la littérature il existe une multitude de méthodes de classification [Duda01] pouvant se regrouper selon deux types. Les méthodes dites non supervisées concernent des algorithmes de classification ne nécessitant pas une connaissance à priori des classes, sinon le nombre de classes ou la distance intra-classe maximum autorisée. Les classes sont alors déterminées soit au moment de l'entraînement de l'algorithme, soit, si on les souhaite évolutives, à mesure de l'arrivée des données. Ces méthodes seraient par exemple utiles pour déterminer des ressemblances entre les différentes textures de papier analysées. L'autre catégorie regroupe des méthodes de classification dites supervisées, car on entraîne l'algorithme de classification avec un jeu de données dont on connaît les classes à priori. Comme nous

souhaitons voir la capacité du doigt artificiel à reconnaître les 10 classes de textures prédéfinies par les 10 échantillons de papiers, nous nous sommes intéressés aux méthodes de classifications supervisées. Dans un objectif de discrimination « autonome » des textures il pourrait être intéressant de tester quelques méthodes de classification non supervisées.

Comme précisé dans la section précédente, les caractéristiques extraites sont de deux types. D'un côté nous avons 5 caractéristiques unidimensionnelles, que nous pouvons associer pour former un espace de caractéristiques à 5 dimensions. D'un autre côté, nous avons le vecteur spectral, formé de  $M$  coefficients spectraux, formant un espace à  $M$  dimensions. Nous avons testé plusieurs algorithmes parmi lesquels deux sont présentés ici. Le premier algorithme consiste à classer les données selon le minimum de distance euclidienne entre le vecteur de caractéristiques de l'élément à classer et le vecteur de caractéristiques moyennes des éléments de chaque classe. C'est le plus simple des algorithmes de classification. Il a comme avantages de pouvoir accueillir un espace d'entrée de grande dimension (comme les données de spectre) et de ne nécessiter que peu d'exemples d'entraînement, tout en restant rapide à entraîner et à appliquer. Mais il a pour inconvénients majeurs de considérer toutes les dimensions d'entrée comme équivalentes et de ne pas modéliser les non-linéarités des frontières entre les classes. Le deuxième algorithme utilise les 5 caractéristiques comme données d'entrée à un réseau de neurones. Cet algorithme permet de prendre en compte les non-linéarités des frontières séparant les classes, mais il nécessite un grand nombre d'exemples d'apprentissage et une puissance de calcul importante à l'apprentissage. La suite de cette section présente les deux types d'algorithmes utilisés.

a) Minimum de distance euclidienne

Parmi différents algorithmes de classification testés nous avons retenu l'algorithme de minimum de distance euclidienne à la moyenne pour sa simplicité de mise en place, ainsi que pour les résultats obtenus. Sur nos données, il permet une classification efficace et un entraînement rapide même sur un espace de caractéristique de grande dimension, tel que l'espace spectral. En effet, cet algorithme consiste à mesurer la distance euclidienne entre le vecteur de caractéristiques de test et le vecteur moyen de chaque classe, et à choisir la classe pour laquelle la distance euclidienne est la plus faible.

Ainsi, la méthode « d'entraînement » (ou apprentissage) peut s'exprimer selon l'équation (3.11) par le calcul du centre de gravité  $\mathbf{g}^c$  de la classe  $c$ .  $\mathbf{g}^c$  est calculé à partir des  $I_c$  exemples de la classe  $c$ , chacun d'eux étant caractérisé par un vecteur de caractéristiques  $\mathbf{q}_i^c$ .

$$\mathbf{g}^c = \frac{1}{I_c} \sum_{i=1}^{I_c} \mathbf{q}_i^c \quad (3.11)$$

Le critère de classification est le minimum de distance euclidienne au centre de gravité. L'expression de la distance euclidienne  $d(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  entre deux vecteurs  $\mathbf{x}$  et  $\mathbf{y}$  de dimension  $N$  est donnée par l'équation (3.12),  $N$  étant dans notre cas le nombre de caractéristiques.

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{n=1}^N (x_n - y_n)^2} \quad (3.12)$$

Le critère de décision s'exprime alors selon l'équation (3.13), où  $\mathbf{q}$  est le vecteur de caractéristiques à classer et  $C$  la classe attribuée.

$$C = \min_c [d(\mathbf{q}, \mathbf{g}^c)] \quad (3.13)$$

Cette méthode présente plusieurs avantages. Le calcul de la moyenne comme celui de la distance est très rapide, ce qui en fait un algorithme applicable à l'ensemble des caractéristiques extraites des signaux. De plus, il nécessite peu d'exemples pour l'apprentissage. Enfin, contrairement aux réseaux de neurones présentés ensuite, cette méthode ne présente pas de problèmes de surapprentissage (terme explicité dans la section suivante). Cependant, cet algorithme présente aussi quelques inconvénients. Il ne permet pas de pondérer les caractéristiques en fonction de leur importance, donc une caractéristique non discriminante peut gêner la classification. Cet algorithme ne prend pas non plus en compte la taille de chaque classe relativement aux autres, ce qui peut engendrer des erreurs de classification si les classes n'ont pas la même dispersion. L'algorithme de minimum de distance euclidienne ne modélise donc pas non-plus les frontières interclasse non-linéaires.

#### b) Réseau de neurones

La deuxième méthode de classification mise en place est un réseau de neurones de type perceptron multicouches [Bishop95][Godin00]. Les réseaux de neurones sont des algorithmes permettant d'approximer une fonction non-linéaire complexe grâce à une succession de fonctions non-linéaires simples. Dans le cas particulier de la classification ils permettent d'obtenir des frontières non linéaires entre les classes. Nous avons donc choisi d'appliquer ce type d'algorithme à nos données afin de voir s'il permettait d'améliorer les résultats de classification par rapport à un algorithme plus simple.

Un réseau de neurones est un ensemble d'unités élémentaires (appelées neurones) connectées entre elles. Chaque neurone reçoit des informations provenant de l'extérieur ou d'autres neurones et renvoie une information correspondant à une fonction de ses entrées vers d'autres neurones ou vers la sortie du réseau. Le type de neurone utilisé dans la suite compare la somme pondérée de ses entrées à un seuil, grâce à une fonction non linéaire dite fonction d'activation. Cette opération s'exprime selon l'équation (3.14), où le vecteur  $\mathbf{x}$  constitue les données d'entrée du neurone, le vecteur  $\mathbf{w}$  le poids attribué à chaque entrée,  $b$  le biais (ou seuil) sur la somme des entrées pondérées et  $f$  la fonction d'activation permettant de déterminer la sortie.

$$y = f(\mathbf{x} \cdot \mathbf{w}^T + b) \quad (3.14)$$

A partir de ce fonctionnement de base, différents réseaux de neurones peuvent être définis, selon leur architecture (nombre de neurones, connexions entre les neurones) ou leur fonction d'activation. Pour réaliser un algorithme de classification, nous nous sommes intéressés à la famille des Perceptrons Multi-Couches (PMC). Un PMC est un type de réseau particulier dans lequel les neurones sont organisés en couches successives. Chaque couche de neurones reçoit en entrée les sorties des neurones de la couche précédente et renvoie ses sorties vers les neurones de la couche suivante. La couche de neurones renvoyant les sorties vers l'extérieur du réseau est appelé couche de « sortie », et les couches précédentes sont appelées couches « cachées ». La Figure 3.16 présente l'architecture type des PMCs que nous avons utilisés. Elle comprend 5 entrées, une couche cachée à  $N$  neurones et une couche de sortie à 1 neurone.

La fonction d'activation des neurones d'un PMC est généralement choisie uniforme (croissante ou décroissante), non-linéaire pour au moins une couche, continue et dérivable pour permettre un

apprentissage. On utilise communément comme fonction d'activation la tangente hyperbolique ou la fonction sigmoïde prenant des valeurs respectivement comprises dans l'intervalle  $]-1 ; 1[$  et  $]0 ; 1[$ . La Figure 3.17 illustre chacune de ces fonctions.

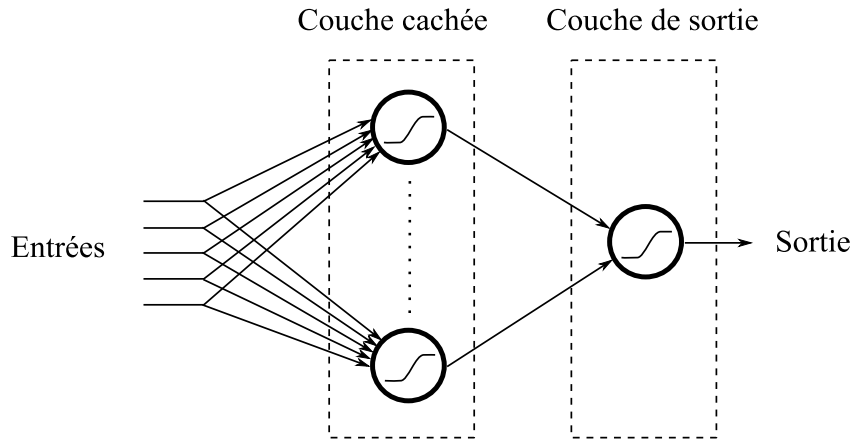


Figure 3.16: Schéma d'un réseau de neurones de type perceptron multi-couches, avec 5 entrées, une seule couche cachée à  $N$  neurones, et un neurone de sortie.

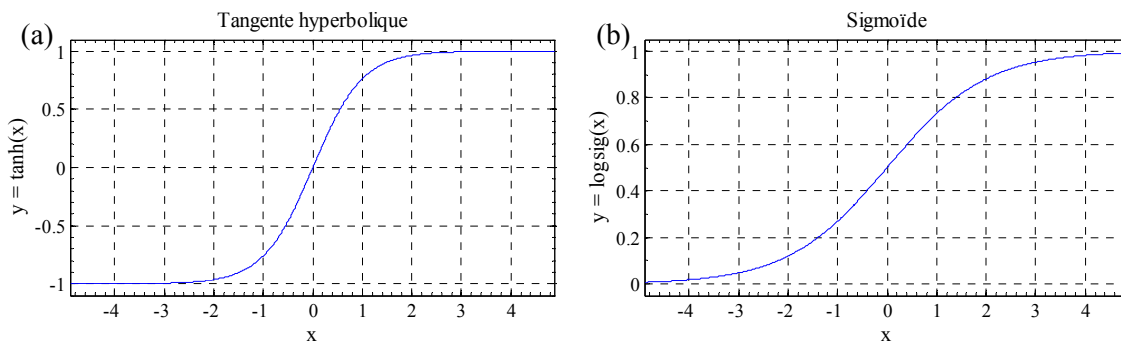


Figure 3.17 : Fonctions d'activation standards : (a) tangente hyperbolique, (b) sigmoïde.

Dans le cadre d'une classification, les caractéristiques constituent les entrées du réseau, et la couche de sortie est suivie d'un étage de décision (seuillage par exemple), permettant d'associer une classe à la sortie du réseau (ex : 'classe 1' pour une sortie  $< 0$ , 'classe 2' sinon). Étant donné que la sortie est de type binaire (-1 ou 1, 0 ou 1), le PMC est adapté à une classification à deux classes. Pour un problème de classification à 10 classes tel que le notre, il existe plusieurs façons de configurer le réseau. On considère en général deux types de configuration pour une classification multi-classes : « une classe contre le reste » (one-against-rest) et « une contre une » (one-against-one). La première configuration implique que l'on ait une sortie par classe. La seconde configuration implique que l'on ait une sortie par paire de classe, soit  $(K-1)!$  sorties dans le cas d'un problème à  $K$  classes, ce qui est inenvisageable dans notre cas ( $9!=362880$ ). Une troisième option serait de coder les 10 classes sur 4 bits, mais cela complexifie grandement le rôle du réseau et nécessite donc beaucoup de neurones dans la couche cachée. Par ailleurs, on peut jouer sur l'autonomie des neurones de la couche cachée en interdisant certaines connexions avec les neurones de la couche de sortie, le cas extrême étant de monter une couche cachée par neurone de sortie. Parmi les différentes configurations testées, la configuration 1-

contre-tous, avec un PMC par classe, est celle qui a montrée les meilleurs résultats et qui est présentée par la suite.

Le réseau réalisé est constitué de 10 PMC indépendants, chaque PMC étant associé à une classe. Chaque PMC est constitué de 5 entrées, une pour chaque caractéristique, d'une couche cachée dont le nombre de neurones est déterminé en fonction des résultats de classification, et d'une couche de sortie comportant un seul neurone (voir Figure 3.16). Pour la couche cachée et la couche de sortie, nous avons choisi une fonction d'activation de type sigmoïde, donnant une sortie sur l'intervalle  $]0 ; 1[$ . Le critère de décision consiste à choisir la classe proposant la sortie maximum (la plus proche de 1) parmi les 10 sorties proposées.

Les différents paramètres des neurones du réseau ( $w_i$  et  $b_i$ ) sont obtenus par apprentissage, à partir de valeurs initiales imposées arbitrairement. L'apprentissage consiste à minimiser l'erreur en sortie du réseau, par une procédure d'optimisation. Un des algorithmes d'optimisation les plus simples est la descente de gradient : chaque paramètre est modifié selon un pas proportionnel à l'opposé du gradient de l'erreur. La sortie d'un PMC étant calculée par propagation des données d'entrée à travers les différentes couches du réseau, le gradient de l'erreur par rapport aux paramètres du réseau est calculé par rétropropagation le long du réseau (de proche en proche en partant de la couche de sortie). Le gradient de l'erreur fait intervenir la dérivée première de la fonction d'activation, ce qui justifie l'utilisation d'une fonction d'activation dérivable pour toutes les couches du réseau. L'algorithme traditionnel de descente de gradient par rétropropagation est très coûteux en temps. Pour l'entraînement du réseau, nous utilisons la fonction « *trainbr* » de Matlab, dite de régularisation bayésienne [Foresee97]. Dans cet algorithme, la minimisation de l'erreur est accélérée par l'algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquadt, faisant intervenir l'inverse des dérivées secondes de l'erreur dans le pas de descente du gradient. Par ailleurs, la fonction de régularisation bayésienne de cet algorithme consiste à ajouter à l'erreur un terme proportionnel à la somme quadratique des poids  $w_i$  du réseau. Elle pénalise ainsi les valeurs de poids élevées afin que ceux-ci n'augmentent pas trop lors de l'apprentissage [Dreyfus02]. L'intérêt de la régularisation bayésienne est de diminuer le surapprentissage, c'est-à-dire la tendance du classifieur à mieux reconnaître les données ayant servi à l'apprentissage que des données inconnues. Ainsi, il permet d'obtenir un classifieur présentant une meilleure généralisation des résultats à de nouvelles données.

Lors de l'apprentissage, la minimisation de l'erreur peut s'achever sur un minimum local (qui n'est ni le minimum global, ni le minimum permettant la meilleure généralisation). Il est donc souhaitable d'initialiser les paramètres des neurones, en différents points, et de répéter l'apprentissage pour ne choisir que le réseau entraîné donnant les résultats optimaux. Ainsi, pour chaque entraînement de réseau, nous effectuons 10 initialisations des neurones, chaque paramètre de neurone étant choisi aléatoirement sur l'intervalle  $[0 ; 1]$ . Parmi ces 10 réseaux, nous n'appliquons ensuite que le réseau optimal, sélectionné selon la méthode décrite dans la section suivante.

Enfin, les performances de l'apprentissage dépendent du nombre d'exemples d'apprentissage relativement au nombre de neurones dans la couche cachée. Pour un problème complexe, moins il y a de neurones et plus la solution sera approximative. Mais plus le nombre de neurones est élevé, plus il faut de données d'apprentissage pour l'entraîner, sans quoi on risque un surapprentissage. Les 3 expériences ont respectivement 500, 400 et 50 exemples d'apprentissage équi-réparties sur 10 classes (voir Tableau 3.3). Or, avec 5 caractéristiques en entrée, chaque PMC comporte  $7N_{PMC}+1$  paramètres,

avec  $N_{PMC}$  le nombre de neurones de la couche cachée du PMC. Pour éviter un surapprentissage, on considère en général qu'il faut un minimum de l'ordre de 10 exemples différents par paramètre du réseau à entraîner. Les données de la 3<sup>ème</sup> expérience ne sont pas suffisantes pour entraîner un PMC ne serait-ce qu'avec 1 seul neurone dans la couche cachée. Cette méthode de classification ne sera donc pas appliquée à la 3<sup>ème</sup> expérience. Pour les expériences 1 et 2, si le nombre minimum d'exemples d'apprentissage est considéré toutes classes confondues, l'algorithme de classification réalisé paraît acceptable jusqu'à un maximum de  $N=5$  neurones dans la couche cachée de chaque PMC. Si le nombre minimum d'exemples d'apprentissage est considéré pour la classe de sortie de chaque PMC, alors les données des expériences 1 et 2 ( $M=50$  ex./classe et  $M=40$  ex./classe) sont insuffisantes, même pour des PMC à un neurone dans la couche cachée. Cependant, le nombre d'exemple de la classe *non-j* étant de  $9M$  nous avons considéré que le nombre d'exemple pouvait être suffisant sous réserve d'utiliser une base de validation et de test pour s'en assurer.

D'autre part, afin d'assurer une meilleure répartition des exemples dans la base d'apprentissage et garantir ainsi une meilleure séparation entre les classes, pour chaque PMC associé à une classe  $j$ , nous répliquons les  $M$  données de la classe  $j$  pour atteindre le nombre de données de la classe *non-j*, soit  $9M$  pour un problème à 10 classes.

### c) Evaluation des algorithmes de classification

Pour l'évaluation des algorithmes de classification, les performances sont mesurées par le taux de classification moyen toutes classes confondues  $\eta$ , défini par l'équation (3.15), et l'erreur d'estimation du taux de classification donnée par l'équation (3.16).

$$\eta = \frac{\text{nombre d'exemples reconnus}}{\text{nombre d'exemples}} \quad (3.15)$$

$$\varepsilon_\eta = \sqrt{\frac{\eta \cdot (1 - \eta)}{\text{nombre d'exemples} - 1}} \quad (3.16)$$

Pour l'évaluation des performances, on définit également la matrice de confusion, comme la matrice des taux de classification  $[\eta_{ij}]$ , où  $i$  représente la classe attribuée par l'algorithme et  $j$  la classe à priori. La matrice de confusion, comme le dit son nom, permet de voir les confusions entre classes.

Pour un réglage efficace des paramètres d'un algorithme de classification, une méthode communément utilisée consiste à séparer les données d'apprentissage  $D_a$  en deux jeux. Le premier jeu de données, appelé jeu d'entraînement, est utilisé pour entraîner l'algorithme de classification. Le second jeu de données, appelé jeu de validation, est utilisé pour voir comment l'algorithme de classification réagit face à des données inconnues. Les paramètres du classifieur sont alors réglés en fonction de cette réaction. Parmi les 10 initialisations aléatoires du réseau de neurones, menant à 10 réseaux de neurones entraînés, le réseau optimal sera sélectionné comme celui permettant d'obtenir le résultat de validation le plus élevé. Grâce aux taux de classification obtenus sur le jeu d'entraînement et le jeu de validation, on peut également évaluer s'il y a eu surapprentissage, c'est-à-dire si le classifieur classe mieux les données d'entraînement que les données de validation (inconnues du classifieur). Ce comportement n'est pas souhaité. Pour notre algorithme de réseaux de neurones, le surapprentissage permet de déterminer le nombre maximum de neurones dans la couche cachée. Lorsque le nombre de neurones devient trop important au regard du nombre d'exemples d'entraînement, on doit constater



une augmentation du surapprentissage. Cela se caractérise par une augmentation du taux de classification sur les données d'entraînement, pour un palier ou une diminution du taux de classification pour la validation. Une fois les paramètres de l'algorithme réglés, les données  $D_t$  formant le jeu de test permettent d'évaluer la généralisation de l'algorithme sur des données n'ayant servi ni à l'apprentissage, ni au choix du réseau.

Afin d'optimiser l'utilisation des données d'apprentissage  $D_a$  pour évaluer les deux algorithmes de classification, nous avons appliqué une méthode dite « k-fold cross-validation ». Les étapes de successives de cette méthode peuvent se résumer par :

1. séparer aléatoirement les données d'apprentissage en  $k$  parties, les données de chaque partie restant équi-réparties selon les classes.

Pour  $i=1$  à  $k$

2. utiliser les parties  $\{j \neq i\}$  pour entraîner le classifieur
3. appliquer le classifieur entraîné aux parties  $\{j \neq i\}$  pour évaluer le taux d'apprentissage
4. appliquer le classifieur entraîné à la partie  $i$  pour évaluer le taux de validation

Fin

5. évaluer les taux d'apprentissage et de validation globaux, en prenant la moyenne des taux précédemment calculés.

Pour l'algorithme de réseau de neurones, le choix du réseau optimal selon l'initialisation des paramètres du réseau s'effectue grâce au taux de validation calculé à l'issue de la 4<sup>ème</sup> étape. Les taux de d'apprentissage et de validation globaux renseignent sur le surapprentissage et permettent de choisir le nombre de neurones approprié.

Pour les expériences 1 et 2 nous avons appliqué une 10-fold cross-validation. Pour l'expérience 3, le petit jeu d'apprentissage ne nous permet qu'une 5-fold cross-validation.

#### d) Prétraitement des caractéristiques

Afin que les 5 caractéristiques unidimensionnelles soient comparables entre elles lors de la classification, chaque caractéristique est normalisée (centrée, réduite) par rapport au jeu de données d'apprentissage, toutes classes confondues. Pour la classification des motifs du spectre, les éléments spectraux se trouvent déjà sur une échelle commune en dBV. De plus, une normalisation retirerait une grande partie de l'information sur la forme, ce sur quoi on souhaite les comparer. Pour la classification des motifs du spectre, les éléments du spectre ne sont donc pas normalisés.

#### e) Pertinence des caractéristiques

Lors de l'extraction des paramètres, nous avons pu voir, par le recouvrement des classes, que les caractéristiques n'ont pas toutes le même pouvoir discriminant. Nous avons aussi pu remarquer que l'association de plusieurs caractéristiques pourrait permettre une meilleure classification. Or, l'étape de normalisation précédant la classification revient à transférer les caractéristiques sur des échelles comparables. Ainsi, l'association d'une caractéristique peu discriminante (dispersion interclasse faible et variance intra-classe importante) à des caractéristiques discriminantes peut modifier la distance euclidienne à la moyenne des classes et gêner la classification de textures par le minimum de distance euclidienne à la moyenne. Pour palier à ce problème, une solution consiste à pondérer chacune des

caractéristiques en fonction de leur pertinence. C'est en partie ce qui est fait par le réseau de neurones lors de l'entraînement des paramètres du réseau. Théoriquement, on devrait donc pouvoir mesurer la pertinence des caractéristiques en fonction des poids  $w_{ij}$  du réseau. En pratique, avec la quantité de paramètres présents dans le réseau de neurones, il devient compliqué de d'interpréter les valeurs des différents poids du réseau et de retrouver quelles sont les caractéristiques les plus intéressantes.

Pour évaluer la pertinence des caractéristiques extraites nous avons utilisé une méthode basée sur un algorithme glouton, habituellement utilisée pour la sélection de paramètres. Cette méthode met à profit un des inconvénients de l'algorithme de classification par minimum de distance euclidienne, qu'est sa sensibilité aux pertinences des dimensions d'entrée. La méthode d'évaluation de la pertinence des caractéristiques consiste à remplir itérativement un ensemble, vide au départ, avec la caractéristique qui augmente le plus le taux de classification de validation. La pertinence des caractéristiques est alors donnée qualitativement par l'ordre d'association des caractéristiques.

### 3.2.4 Résultats de l'expérience 1

Cette partie ainsi que les parties 3.2.6 et 3.2.7 présentent les résultats des 3 expériences séparément, selon l'espace de caractéristiques et l'algorithme de classification considéré. Ces trois parties se déroulent selon le même plan. Nous commençons par étudier la classification grâce aux 5 caractéristiques unidimensionnelles extraites, avec en premier lieu l'évaluation de la pertinence des 5 caractéristiques unidimensionnelles extraites, suivie de la classification par réseau de neurones. Nous discutons ensuite la classification grâce aux motifs spectraux. Etant donné qu'il s'agit d'une classification sur 10 classes, et que les données sont équi-réparties, les taux de classification présentés dans cette partie sont à comparer à celui qui aurait lieu pour une classification aléatoire,  $\eta_{\text{aléa}} = 10\%$ .

La partie intermédiaire 3.2.5, met à profit les données de l'expérience 1 pour évaluer l'impact de l'usure de l'enrobage, des textures explorées, ainsi que de la réduction de la longueur du trajet d'exploration sur la classification. Cette étude nous a en partie permis de définir le protocole de mesure suivi lors de la réalisation de l'expérience 2.

Enfin, les matrices de confusion relatives aux classifications étudiées dans ces quatre parties sont analysées en Annexe D afin d'apporter quelques éléments complémentaires à certaines conclusions.

#### a) Espace à 5 caractéristiques

Les données sont d'abord soumises à l'évaluation de leur pertinence avec l'algorithme de classification basée sur la distance euclidienne au centre de gravité. Nous présentons ensuite les résultats de classification obtenus grâce aux réseaux de neurones.

##### i. Pertinence des caractéristiques

La pertinence des caractéristiques est évaluée selon le taux de validation obtenu lors de la classification des données par association progressive des caractéristiques. Pour cela, nous utilisons l'algorithme de classification par minimum de distance euclidienne au centre de gravité des classes. Le taux de validation par association progressive des 5 caractéristiques est présenté dans le Tableau 3.4. Chaque ligne correspond à l'union des caractéristiques retenues lors des itérations précédentes et d'une des caractéristiques restantes. La caractéristique  $q$  amenant le meilleur taux de validation,

surlignée en bleu, est alors intégrée à l'ensemble des caractéristiques retenues avant de procéder à l'itération suivante. L'ensemble de départ, correspondant à la première ligne de ce tableau, est vide.

Caractéristiques $q$ :	$m_{Sx}$	$k_{Sx}$	$V_{Ux}$	$\mu_U$	$K_{Ux}$
$\{\} \cup q$	$58 \pm 2\%$	$56 \pm 2\%$	$47 \pm 2\%$	$44 \pm 2\%$	$41 \pm 2\%$
$\{m_{Sx}\} \cup q$		$86 \pm 2\%$	$76 \pm 2\%$	$75 \pm 2\%$	$68 \pm 2\%$
$\{m_{Sx}, k_{Sx}\} \cup q$			$91 \pm 1\%$	$90 \pm 2\%$	$88 \pm 2\%$
$\{m_{Sx}, k_{Sx}, V_{Ux}\} \cup q$				$93 \pm 1\%$	$91 \pm 1\%$
$\{m_{Sx}, k_{Sx}, V_{Ux}, \mu_U\} \cup q$					$94 \pm 1\%$

Tableau 3.4: Taux de validation pour l'évaluation de la pertinence des caractéristiques unidimensionnelles.

L'ordre des caractéristiques par pertinence décroissante est le suivant :  $m_{Sx}$ ,  $k_{Sx}$ ,  $V_{Ux}$ ,  $\mu_U$ ,  $K_{Ux}$ . On note que les deux caractéristiques les plus pertinentes,  $m_{Sx}$  et  $k_{Sx}$ , suffisent à obtenir un taux de validation de 86%. Mais on observe aussi que le kurtosis apporte finalement peu d'information pour la classification des textures, par rapport aux autres caractéristiques.

Le Tableau 3.4 présente les résultats de classification complets avec, tout d'abord chacune des caractéristiques prises indépendamment, puis l'association de  $m_{Sx}$  et de  $k_{Sx}$ , et enfin l'ensemble des 5 caractéristiques.

Classification selon 5 caractéristiques	Apprentissage	Validation	Test
Coefficient de friction $\mu_U$	$46.4 \pm 0.7\%$	$44 \pm 2\%$	$17 \pm 5\%$
Variance $V_{Ux}$	$47.4 \pm 0.7 \%$	$47 \pm 2\%$	$35 \pm 6\%$
Kurtosis $K_{Ux}$	$41.3 \pm 0.7 \%$	$41 \pm 2\%$	$35 \pm 6\%$
Pente de spectre $k_{Sx}$	$55.6 \pm 0.7 \%$	$56 \pm 2\%$	$43 \pm 7\%$
Moyenne de spectre $m_{Sx}$	$58.4 \pm 0.7 \%$	$58 \pm 2\%$	$37 \pm 6\%$
Espace $\{m_{Sx}, k_{Sx}\}$	$86.9 \pm 0.5 \%$	$86 \pm 2\%$	$67 \pm 6\%$
Espace des 5 caractéristiques	$94.6 \pm 0.3\%$	$94 \pm 1\%$	$70 \pm 6\%$

Tableau 3.5: Taux de classification par minimum de distance pour différents espaces de caractéristiques.

Tout d'abord, bien que largement supérieurs à  $\eta_{aléa}$ , les taux de classification obtenus, pour chaque caractéristique, sont assez faibles ( $\eta_{test} < 50\%$ ), ce qui était prévisible au vu des recouvrements intra-classe constatés lors de l'extraction des paramètres. On note tout de même que  $m_{Sx}$  et  $k_{Sx}$  se démarquent des autres caractéristiques par un taux de validation beaucoup plus élevé que les autres ( $\eta_{valid} > 50\%$ ). L'association des deux caractéristiques  $m_{Sx}$  et  $k_{Sx}$ , permet d'augmenter de façon importante les résultats de la classification, pour atteindre des taux de classification proches de ceux obtenus avec les 5 caractéristiques. Les caractéristiques spectrales  $m_{Sx}$  et  $k_{Sx}$  apporte donc beaucoup d'information quand à la nature du glissement sur chaque classe de texture.

Enfin, on peut constater dans l'ensemble que les taux de classification pour les données d'apprentissage et de validation sont similaires, ce qui signifie que les deux jeux de données sont bien homogènes, et que l'apprentissage est correct. Il n'y a donc effectivement pas de surapprentissage

pour l'algorithme de minimum de distance euclidienne au centre de gravité des classes. Toutefois, on constate un taux de test beaucoup plus faible que les taux d'apprentissage et de validation, avec pour l'espace à 5 caractéristiques  $\eta_{app} \approx \eta_{valid} = 94\%$  contre  $\eta_{test} = 70\%$ . Les explorations pour former les jeux de données  $D_a$  et  $D_t$  ont été effectués à deux instants différents. On peut donc renouveler le constat fait lors de l'extraction des caractéristiques, d'un changement important de la perception des textures par le doigt artificiel entre ces deux instants. Nous n'avons jusqu'à aujourd'hui pas trouvé d'éléments avérés permettant d'expliquer ce phénomène. Cependant, nous pouvons formuler un ensemble d'hypothèses quand aux changements ayant pu avoir lieu entre ces deux instants. Les explorations pour les deux jeux de données ayant été faites séparément, les échantillons ont été déplacés et replacés manuellement. Cela pourrait engendrer un léger changement dans la configuration des échantillons entre  $D_a$  et  $D_t$  (ex : légère ondulation du papier). De plus, l'expérience ayant duré plusieurs heures il se peut que les conditions environnementales aient changé, modifiant la structure de la texture et de l'enrobage. Enfin, l'enrobage ayant subi des frottements de manière répétée et intensive, on peut raisonnablement envisager un certain échauffement voir une certaine usure de l'enrobage.

### ii. Classification par réseau de neurones

Comme précisé auparavant, le réseau de neurones ne peut être appliqué ici qu'à un espace de quelques dimensions, le nombre de données d'apprentissage nécessaire étant proportionnel au nombre de dimensions. Le réseau de neurone est donc appliqué à l'espace normalisé à 5 dimensions. Pour déterminer le nombre optimal de neurones dans la couche cachée, la classification est répétée en augmentant le nombre de neurones de la couche cachée à chaque itération. Le Tableau 3.6 présente les résultats de cette classification en fonction du nombre de neurones.

N neurones	1	2	3	4	5
Apprentissage	97.9 $\pm$ 0.2%	100%	100%	100%	100%
Validation	96.4 $\pm$ 0.8%	99.6 $\pm$ 0.3%	99.6 $\pm$ 0.2%	99.4 $\pm$ 0.3%	99.4 $\pm$ 0.3%
Test	72 $\pm$ 6%	73 $\pm$ 6%	75 $\pm$ 6%	78 $\pm$ 5%	77 $\pm$ 6%

Tableau 3.6: Classification par réseau de neurones, avec les 5 caractéristiques en entrée, en fonction du nombre  $N$  de neurones dans la couche cachée.

Comparé aux résultats obtenus avec la classification par distance euclidienne, le réseau de neurone parvient à mieux cerner les classes, avec des taux de classification pour l'apprentissage et la validation supérieurs à 95%, même avec un seul neurone dans la couche cachée. La pondération des entrées et l'approximation de non-linéarités améliore donc effectivement la classification. On considère généralement que le nombre de neurones de la couche cachée est optimal lorsque le taux de validation atteint le palier maximum, soit ici 2 neurones. Mais étant donné qu'à partir de 2 neurones les taux de validation sont très proches de 100%, l'erreur ne peut évoluer que faiblement et le palier ne signifie alors plus grand-chose. Nous pouvons d'ailleurs observer que le taux de test continue à augmenter avec le nombre de neurones. Il se pourrait donc que le nombre optimal de neurones dans la couche cachée soit  $N=4$ . Cependant cette augmentation n'est pas significative au regard de l'erreur d'estimation du taux (de l'ordre de 6%).

De même qu'avec la classification « euclidienne », le taux de classification du jeu de test reste bien inférieur à celui de l'apprentissage et de la validation. On peut cependant observer qu'avec un réseau à

4 neurones dans la couche cachée, le taux de classification du jeu de test atteint une valeur légèrement supérieure à celles obtenues avec la méthode de classification de minimum de distance euclidienne appliquée aux mêmes données d'entrée. Cette conclusion est à pondérer par le fait que la différence entre les résultats de test des deux méthodes est de 8%, pour une erreur d'estimation de 6%.

#### b) Classification par les motifs spectraux

La classification des échantillons par les motifs spectraux est un peu plus complexe que celle par les caractéristiques unidimensionnelles. Dans un premier temps, l'algorithme de classification est appliqué aux spectres centrés et redressés (voir partie 3.2.2) pour considérer l'importance des motifs spectraux indépendamment de la moyenne  $m_{sx}$  et de la pente  $k_{sx}$  du spectre. Mais, les résultats présentés dans le paragraphe précédent montrent que ces deux dernières caractéristiques semblent porter une information importante pour la classification des textures. Dans un deuxième temps, nous nous sommes donc intéressés à l'influence de la pente et de la moyenne du spectre sur la classification des motifs du spectre. Le Tableau 3.7 présente les résultats obtenus pour les 4 configurations de spectre possibles : spectre centré et/ou redressé, spectre « original ».

Classification par motifs du spectre	Apprentissage	Validation	Test
Spectre centré et redressé	$94.5 \pm 0.4\%$	$89 \pm 1\%$	$65 \pm 6\%$
Spectre centré	$97.0 \pm 0.3\%$	$94 \pm 1\%$	$82 \pm 5\%$
Spectre redressé	$90.5 \pm 0.4\%$	$89 \pm 1\%$	$57 \pm 6\%$
Spectre original	$92.7 \pm 0.4\%$	$92 \pm 1\%$	$65 \pm 6\%$

Tableau 3.7: Taux de classification par minimum de distance entre spectres pour différents prétraitement appliqués au spectre en dB.

Les taux de classification avec les spectres sont du même ordre de grandeur que ceux obtenus avec l'espace des 5 caractéristiques unidimensionnelles. Cela confirme qu'une grande partie de l'information sur les textures est contenue dans les motifs du spectre.

Le spectre centré présente de meilleurs taux de classification que le spectre non-centré, indépendamment du redressement. La moyenne du spectre  $m_{sx}$  n'apporte donc pas d'information pertinente et dégrade la classification par le spectre. Une explication peut être trouvée dans les figures de l'analyse spectrale (Figure 3.12.b et Figure 3.13.a). La Figure 3.12.b montre des motifs de spectre de l'ordre de 3 dB d'amplitude pour l'échantillon de papier SP1 (classe 2). Or, sur la Figure 3.13.a, la barre d'erreur de  $m_{sx}$  pour la classe 2 est elle aussi de l'ordre de 3 dB. Ainsi, il se peut que  $m_{sx}$  n'intervienne plus que les motifs dans distances entre les spectres, et crée des confusions entre certaines classes.

En revanche, lorsque le spectre est redressé, les taux de classification sont moins bons, indépendamment du centrage. Cela signifie que la pente du spectre est un élément important du spectre pour la reconnaissance.

Enfin, lorsque la moyenne du spectre est retirée mais que la pente est conservée, le taux de classification pour l'apprentissage et la validation atteint un niveau similaire à celui obtenu avec les 5 caractéristiques unidimensionnelles. Le taux de test (82%) est meilleur qu'avec les 5 caractéristiques ce qui témoigne d'une meilleure robustesse des données spectrales aux variations des conditions de

mesure (usure, environnement, déplacement d'échantillon, etc.). Ainsi, le spectre centré paraît être le vecteur de caractéristiques le plus approprié pour la classification par minimum de distance euclidienne à la moyenne.

c) Conclusion

Les deux méthodes de classification, le réseau de neurones sur les 5 caractéristiques ou le minimum de distance de au spectre moyen, se valent au niveau des résultats. On peut aussi noter que ces méthodes nous permettent de classer correctement une texture parmi les 10 proposées avec environ 80% de réussite, ce qui reste un taux important comparé à celui du hasard. Selon cette expérience, le doigt artificiel aurait de bonnes capacités en reconnaissance de textures fines.

Toutefois, il faut garder en tête que le nombre de données utilisé reste faible, en particulier pour le jeu de test, ce qui justifie un pourcentage d'erreur de classification important sur ce dernier et demanderait donc une vérification avec un jeu de test plus important, ce qui est réalisé dans l'expérience 3.

Enfin, l'ensemble de ces résultats sont à tempérer par le fait que l'écart entre validation et test est assez important, signe d'une grande dépendance aux conditions de réalisations de l'expérience. Selon cette idée, nous avons notamment étudié l'évolution de la classification avec l'usure des échantillons et de l'enrobage,

Ce qui nous amène au protocole de l'expérience 2, qui a été conçue pour voir si les variations dans les conditions de réalisation de l'expérience pouvaient être soit contrôlées (pas de manipulation des échantillons), soit prises en compte lors de l'apprentissage.

### 3.2.5 Contributions de l'expérience 1 au choix du protocole de l'expérience 2 : usure et longueur d'exploration

Afin d'étudier la classification de textures indépendamment des variations des conditions de mesure, nous avons conçu une deuxième réalisation de l'expérience de classification des papiers, selon un protocole différent du précédent. Ainsi, pour rendre les données indépendantes de la manipulation des échantillons, nous avons juxtaposé les échantillons sur un même support. Pour cette opération, la taille des échantillons a été fortement réduite. Afin de garder une base de données conséquente, nous avons donc étudié la possibilité de réaliser plusieurs passages sur un même trajet d'exploration. A partir des données de l'expérience 1, une étude de l'influence de l'usure des échantillons sur la classification a été réalisée selon cet objectif. Nous avons par ailleurs étudié la possibilité de réduire la longueur du trajet d'exploration. Enfin, les données de l'expérience 1 le permettant, nous avons étudié l'influence de l'usure de l'enrobage sur les caractéristiques extraites et la classification. Ainsi, cette partie présente dans une première section l'étude de l'usure des échantillons et de l'enrobage, et dans une deuxième l'influence d'une réduction de la longueur du trajet d'exploration.

a) Usure des échantillons et de l'enrobage

Physiquement, la friction implique un échauffement et une certaine usure (arrachage de molécules) des deux surfaces en contact. Le protocole d'exploration de l'expérience 1 a été conçu afin d'évaluer l'influence de l'usure des échantillons et de l'enrobage sur les signaux et la reconnaissance de textures. Il est difficile de séparer ces deux sources de dégradation des signaux, car toutes deux influenceront en même temps la friction, à mesure que le nombre d'explorations effectuées augmente. Pour avoir un

aperçu de l'influence de chacune de ces dégradations, nous utilisons les données de telle manière que nous puissions considérer l'une comme négligeable lorsque nous étudions l'autre. Lors de l'expérience 1, les échantillons ont été explorés une première fois chacun leur tour. Chaque échantillon est exploré selon 10 trajets sur lesquels sont effectués 5 passages. Par cette procédure, nous pouvons voir l'évolution de la classification avec le nombre de passages, à priori relatif à l'usure de l'échantillon. Une seconde campagne d'exploration, selon la même procédure et avec le même ordre d'exploration des échantillons, a permis de constituer la base de donnée  $D_t$  de 6 acq./ech.  $D_t$  est donc de taille inférieur à  $D_a$ . Ainsi, les acquisitions de  $D_t$  les plus éloignées de celles de  $D_a$  sont à priori celles de la classe 1, et les plus proches sont celles de la classe 10. En effet, entre la première acquisition de  $D_a$  et la première de  $D_t$ , toutes deux associées à la classe 1, il y a eu 499 autres explorations. Tandis qu'entre la dernière acquisition de  $D_a$  et la dernière de  $D_t$ , toutes deux associées à la classe 10, il n'y a eu que 59 explorations. L'usure de l'enrobage entre  $D_a$  et  $D_t$  n'est donc à priori pas la même selon la classe considérée, indépendamment de la nature même de la texture. Cette partie présente la classification des données l'expérience 1 réalisée tout d'abord selon le point de vue de l'usure des échantillons, et dans une seconde section selon le point de vue de l'usure de l'enrobage.

#### *i. Usure des échantillons*

Dans un premier temps, nous avons vérifié à l'oeil nu la dégradation des échantillons après exploration de ceux-ci. La dégradation n'est pas la même pour les 10 échantillons étudiés. L'échantillon de papier SP1 (classe 2), paraît lissé (plus brillant) par le passage du doigt artificiel. Pour les échantillons de papier buvard et de papier journal (classes 6 et 7), des fibres ont été arrachées, laissant des poussières sur les zones d'exploration. Pour les autres échantillons, aucun changement de texture n'est observé à l'œil nu.

Pour évaluer l'influence de la dégradation (ou modification) de la texture sur la classification, nous utilisons les données  $D_a$  de l'expérience 1. Le 1<sup>er</sup> passage sert de référence pour une validation croisée sur 10 parties (chaque partie correspond au 1<sup>er</sup> passage sur un trajet). Les 4 autres passages sont utilisés comme données de test pour évaluer le taux de classification en fonction du nombre de passages effectués.

Le Tableau 3.8 présente les taux de classification respectifs, évalué grâce à l'algorithme de minimum de distance euclidienne appliqué aux spectres centrés. On observe bien une diminution du taux de classification avec l'augmentation du nombre de passages. L'hypothèse d'un changement des conditions environnementales est écartée, la durée d'acquisition d'environ 20 min./ech. étant à priori trop court pour engendrer une modification observable des matériaux en contact (voir Figure 2.29 p. 73). La diminution du taux de classification peut alors être attribuée à une dégradation de l'échantillon ou à une dégradation de l'enrobage.. Cependant, si l'on s'intéresse aux matrices de confusion (voir Annexe D.4), on constate que le taux de classification diminue avec le nombre de passages essentiellement pour les échantillons 2, 6 et 7 dont la dégradation a été observé à l'œil nu. La classe 2 (SP1) est alors confondue avec la classe 3 (SP2), qui possède effectivement une texture plus lisse. La classe 6 (papier Buvard) est confondue avec la classe 5 (papier Mi-Teinte), ayant la rugosité la plus importante parmi les échantillons étudiés. Enfin, la classe 7 (papier journal) est confondue avec la classe 4 (papier calque), qui semble de rugosité légèrement plus importante. Ces observations étayent l'hypothèse d'une diminution du taux de classification résultant essentiellement de la dégradation de certains échantillons plutôt que de celle de l'enrobage.

Passage p	1 : validation	2 : test	3 : test	4 : test	5 : test
Classification	98 ± 1%	93 ± 3%	84 ± 4%	80 ± 4%	78 ± 4%

Tableau 3.8 : Taux de classification selon le numéro de passage considéré. Le premier passage est d'abord utilisé pour une validation croisée. Le premier passage est ensuite utilisé comme jeu d'apprentissage et les passages suivants comme des jeux de test.

La multiplication des passages au même endroit engendre donc logiquement une modification de la texture perceptible par le doigt artificiel. Cette modification semble augmenter la confusion entre textures lors de la classification. Ainsi, pour les expériences 2 et 3, nous avons écarté l'option d'une exploration répétée sur un même trajet, et nous avons choisi une zone vierge d'exploration pour chaque acquisition.

### ii. Usure de l'enrobage

Comme nous l'avons abordé dans la partie 2.4.4, l'usure de l'enrobage peut être un élément d'influence importante sur le glissement et sur la sensibilité du capteur. Or, le papier est un matériau très abrasif. Nous avons pu le vérifier lors d'une première réalisation de l'expérience 1 avec un enrobage en PU 50 shore A, qui a abouti à une usure importante de l'enrobage et à une modification de la sensibilité du capteur (voir partie 2.4.4). Nous avons donc essayé de mettre à profit les données de l'expérience 1 pour voir si l'usure de l'enrobage en PU 80 shore, qui à l'œil nu ne semblait pas très importante, avait une influence sur les caractéristiques extraites et sur la classification.

L'usure de l'enrobage peut avoir comme conséquence de modifier la sensibilité du doigt artificiel, son état de surface et donc le glissement, mais aussi de polluer la surface des échantillons. L'ensemble des phénomènes pouvant être engendrés sont donc complexes. Afin de vérifier si l'usure de l'enrobage a des conséquences sur le signal, nous avons considéré les différences entre les caractéristiques moyennes de  $D_a$  et de  $D_t$ . En effet, les 10 échantillons ont été explorés successivement une première fois donnant lieu à  $D_a$ , puis une seconde fois donnant lieu à  $D_t$ . Entre la première acquisition de  $D_a$  faite sur l'échantillon 1 et la première de  $D_t$ , également faite sur l'échantillon 1, le doigt artificiel a parcouru 25 m au cours desquels l'enrobage s'est usé. Pour l'échantillon 10, entre la première acquisition faite pour  $D_a$  et la première faite pour  $D_t$ , le doigt artificiel n'a parcouru que 2.5 m. Cette procédure d'acquisition implique une distance parcourue « inter-jeux de données » (entre les acquisitions de  $D_a$  et celles  $D_t$ ), différente d'un échantillon à l'autre. Si l'usure de l'enrobage influence une caractéristique, on devrait voir une différence entre  $D_a$  et  $D_t$  plus importante pour l'échantillon 1 que pour l'échantillon 10. Afin d'exclure la possibilité d'une évolution des caractéristiques en fonction de l'usure de l'échantillon, nous évaluons la caractéristique moyenne sur le premier passage de chaque échantillon (10 acq./ech pour  $D_a$  et 3 acq./ech.  $D_t$ ).

La Figure 3.18 présente le coefficient de friction et la moyenne de spectre en fonction de la classe explorée. La moyenne des caractéristiques issues de  $D_t$  semblent se rapprocher de celles issues de  $D_a$  pour les numéros de classes croissants. De plus, si l'on observe les matrices de confusion de l'expérience 1 (voir Annexe D.5), on observe que les premières classes sont celles présentant la plus forte diminution du taux de classification entre validation et test. Or, nous avons vu que la distance parcourue par le doigt artificiel et donc la durée entre les explorations de  $D_a$  et de  $D_t$  diminuaient avec l'augmentation du numéro de classe. Cette variation des caractéristiques peut donc être attribuée à l'usure de l'enrobage comme à la variation de l'environnement de mesure ( $T$ ,  $H$ ,  $P_{atm}$ ). Cependant, nous remarquons que le coefficient de friction et la moyenne du spectre extraits de  $D_t$  sont



systématiquement supérieurs à ceux extraits de  $D_a$ . Ceci va dans le sens d'une augmentation de la sensibilité du capteur avec la distance parcourue, comme ce que nous avons observé pour l'enrobage en PU 50 shore. Nous privilégions donc l'hypothèse d'une variation des caractéristiques provenant de l'usure de l'enrobage plutôt que de l'environnement de mesure.

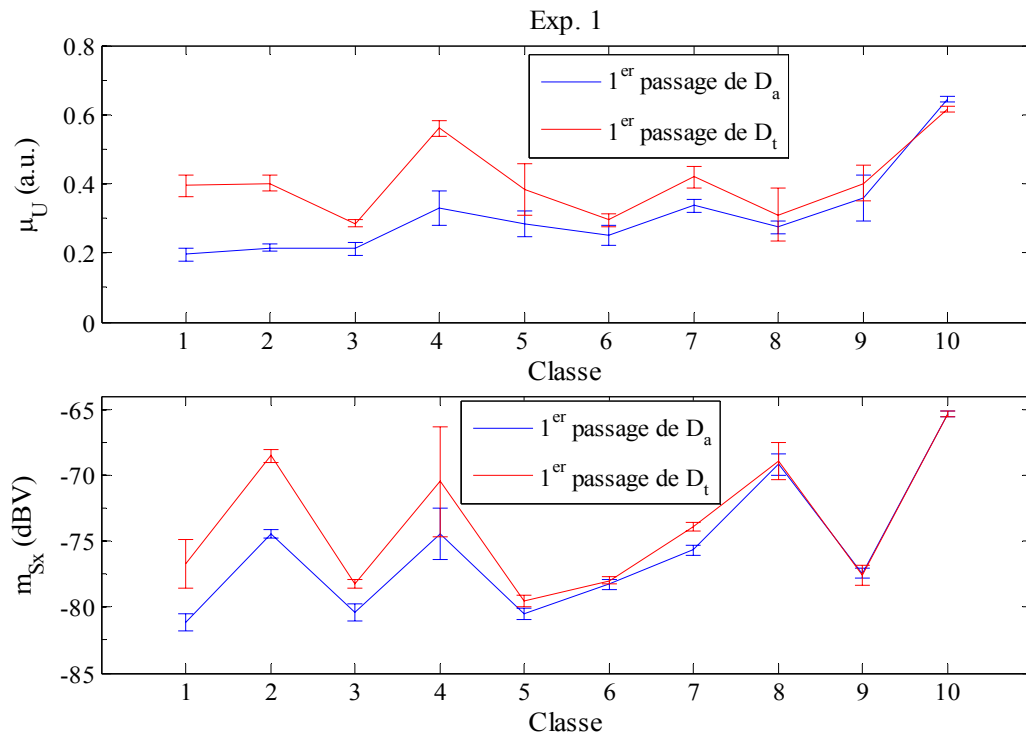


Figure 3.18: Coefficient de friction et moyenne spectrale relatifs à chaque classe : valeur moyennées sur le premier passage de chaque échantillon de papier. La moyenne et l'écart type (barre d'erreur) sont calculés sur 10 exemples/classe pour  $D_a$ , et sur 3 exemples/classe pour  $D_t$

### iii. Conclusion

Nous avons observé une diminution du taux de classification en fonction du nombre de passage sur une même zone. Les échantillons les plus détériorés par le passage du doigt artificiel (à vue d'œil), sont ceux dont la reconnaissance diminue. La diminution du taux de classification serait donc attribuable à la détérioration (ou modification) de l'état de surface de l'échantillon.

Nous avons également observé une diminution de l'écart moyen entre les caractéristiques de  $D_a$  et  $D_t$ , avec la diminution de la distance parcourue par le doigt artificiel entre les deux instants d'exploration considérées. Les caractéristiques extraites de  $D_t$  étant supérieures à celles extraites de  $D_a$ , cela peut être interprété comme une augmentation de la sensibilité du doigt artificiel provenant de l'usure de l'enrobage. Cette observation semble corrélée à un taux de classification du test plus élevé pour les classes ayant les données d'apprentissage les plus récentes.

Ces conclusions sont écrites au conditionnel, car il reste toujours la possibilité d'un changement des conditions environnementales ( $T$ ,  $H$ ,  $P_{atm}$ ) qui modifierait les textures d'échantillon et d'enrobage. Mais, l'influence de l'environnement pour expliquer les résultats obtenus paraît moins probable que les deux autres sources d'influence des signaux retenues. Toutefois, une expérience avec des conditions environnementales contrôlées serait utile pour lever ce doute.

## b) Réduction de la longueur d'exploration

Les échantillons explorés dans l'expérience 2 sont de taille beaucoup moins importante que pour l'expérience 1, afin de pouvoir les disposer sur un même support d'échantillon. Nous avons vu que l'exploration répétée d'une même zone d'échantillon n'était pas recommandée. Pour obtenir une base de données assez conséquente pour appliquer les algorithmes de classification précédents, le trajet d'exploration a donc dû être réduit. A partir des données de l'expérience 1, une étude a d'abord été menée pour déterminer la longueur de trajet minimum permettant de garder un taux de classification élevé. Pour cela, la fenêtre du signal  $U_x$  d'où sont extraits les spectres est progressivement réduite. La classification par minimum de distance euclidienne à la moyenne sur le spectre centré est ensuite répétée avec les nouveaux spectres extraits des signaux plus courts. Nous simulons par ce biais une réduction de la longueur du trajet d'exploration.

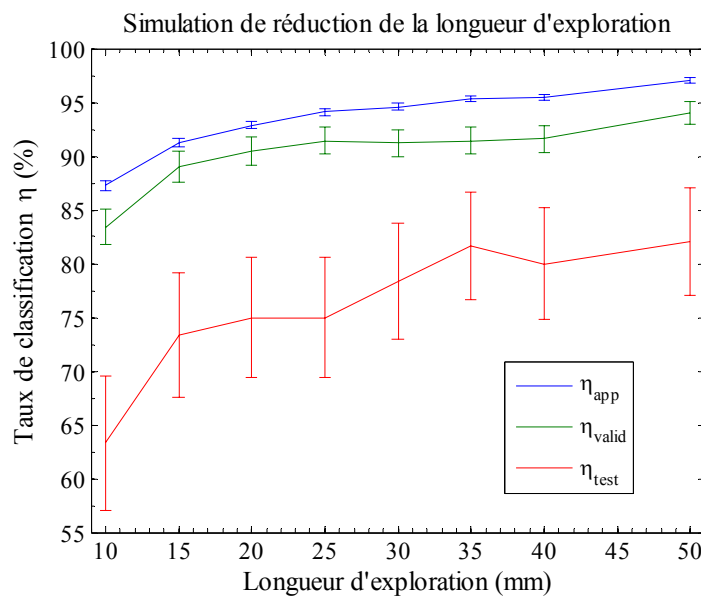


Figure 3.19: Simulation de la réduction de la longueur à partir des données de l'expérience 1 : taux de classification par minimum de distance euclidienne aux spectres centrés.

La Figure 3.9 représente la variation des taux de classification en fonction de la longueur d'exploration, équivalente à la durée du signal analysé. On peut noter que les taux de validation et de test restent assez stables jusqu'à  $L=15$  mm, relativement à l'erreur d'estimation commise (barre d'erreur). Pour  $L=40$  mm, soit une réduction de 20% de la longueur d'exploration,  $\eta_{valid}$  et  $\eta_{test}$  restent dans la limite de l'erreur d'estimation. Cette réduction de la longueur est suffisante pour explorer les échantillons de l'expérience 2 sans avoir de recouvrement de trajet, ce qui justifie le choix de  $L=40$  mm pour cette expérience.

## c) Conclusion

L'étude de l'usure de l'échantillon montre que l'on modifie l'information de spectrale et diminue le taux de classification avec le nombre de passages au même endroit. Il est donc préférable d'effectuer les explorations sur des trajets séparés. De plus, l'étude sur l'usure de l'enrobage montre que plus la distance parcourue par le doigt artificiel entre deux acquisitions est grande, plus les caractéristiques correspondantes diffèrent. Que ce phénomène soit effectivement dû à l'usure de l'enrobage ou à une variation des conditions environnementales, la conclusion est la même : pour avoir des jeux de

données homogènes entre l'apprentissage et le test, et pouvoir ainsi prendre en compte cette variabilité des caractéristiques lors de l'entraînement, il faut que les explorations soient réalisées dans un ordre aléatoire au travers des 10 classes d'échantillons. Ces conclusions sont à l'origine du protocole de mesure établi pour l'expérience 2 et présenté en 3.2.1. Pour éviter la manipulation des échantillons durant l'expérience, nous avons fait le choix de réduire la taille des échantillons afin de les placer sur un support commun. Cependant, cela implique une réduction de la longueur des trajets d'exploration de 5 cm à 4 cm, afin que ceux-ci ne se recouvrent pas. L'étude sur ce sujet semble montrer qu'une telle réduction engendre une légère diminution des taux de classification, mais qui reste acceptable au regard de l'erreur d'estimation de ces taux. La partie suivante présente les résultats de classification de l'expérience 2.

### 3.2.6 Résultats de l'expérience 2

Tout d'abord, rappelons que le nouveau protocole employé pour cette expérience avait pour objectif d'améliorer la généralisation des résultats de classification au regard de l'expérience 1. Pour cela nous voulions homogénéiser les données entre les différents jeux, et réduire les facteurs de variabilité des mesures. La manipulation des échantillons entre l'acquisition des bases de données  $D_a$  et  $D_t$  était l'un des facteurs envisagés pour expliquer la différence de taux entre validation et test. Pour cette raison, l'expérience a été réalisée en plaçant les 10 échantillons sur un support unique évitant toute manipulation durant l'expérience. Le deuxième facteur susceptible d'expliquer une telle diminution du taux de classification entre validation et test serait la variation des textures et de l'enrobage à mesure du déroulement de l'expérience (usure, environnement de mesure). Pour intégrer ces variations dans l'entraînement de l'algorithme de classification et former des jeux de données homogènes, les jeux d'apprentissage, de validation et de test sont constitués en piochant aléatoirement et sans remise parmi l'ensemble des données acquises.

#### a) Classification des 5 caractéristiques

Lors de l'extraction des caractéristiques, nous avons pu constater que celles-ci présentaient des valeurs très différentes entre l'expérience 1 et l'expérience 2. De plus, nous avons observé, pour les caractéristiques de l'expérience 2, un fort taux de recouvrement entre les classes (variance intra-classe élevée et distance inter-classe faible). Voici les résultats de classification par les 5 caractéristiques unidimensionnelles pour cette expérience.

##### i. Pertinence des caractéristiques

Les résultats de l'étude des caractéristiques selon l'algorithme de pertinence sont présentés dans le Tableau 3.9. L'ordre des caractéristiques suivant leur pertinence décroissante est différent de celui trouvé lors de l'expérience 1. Ici l'ordre est:  $V_{Ux}$ ,  $k_{Sx}$ ,  $\mu_U$ ,  $m_{Sx}$ ,  $K_{Ux}$ . Contrairement à l'expérience 1, ici la variance apporte légèrement plus d'information que les autres caractéristiques. Dans cette expérience, les pics de stick-slip étant atténués par le filtre analogique antirepliement, le kurtosis n'apporte quand à lui aucune information ( $\eta_{valid}=15\%$ ), ce qui était prévisible au vu de la caractéristique extraite Figure 3.11.b. Enfin, on peut voir que, les taux de validation des ensembles  $\{V_{Ux}, \mu_U\}$ ,  $\{V_{Ux}, k_{Sx}\}$  et  $\{V_{Ux}, m_{Sx}\}$  sont similaires, à l'erreur d'estimation près.  $\mu_U$ ,  $k_{Sx}$  et  $m_{Sx}$  apportent donc une quantité d'information sur la texture à peu près similaire. De plus, le taux de classification est croissant à mesure de leur association, ce qui signifie que chacune d'elle apporte une information a priori pertinente et complémentaire.

Caractéristiques $q$ :	$V_{Ux}$	$k_{Sx}$	$\mu_U$	$m_{Sx}$	$K_{Ux}$
$\{\} \cup q$	$38 \pm 2\%$	$33 \pm 2\%$	$30.3 \pm 2\%$	$21 \pm 2\%$	$15 \pm 2\%$
$\{V_{Ux}\} \cup q$		$58 \pm 3\%$	$56 \pm 3\%$	$55 \pm 3\%$	$35 \pm 2\%$
$\{V_{Ux}, k_{Sx}\} \cup q$			$64 \pm 2\%$	$63 \pm 2\%$	$55 \pm 3\%$
$\{V_{Ux}, k_{Sx}, \mu_U\} \cup q$				$69 \pm 2\%$	$63 \pm 2\%$
$\{V_{Ux}, k_{Sx}, \mu_U, m_{Sx}\} \cup q$					$69 \pm 2\%$

Tableau 3.9: Taux de validation de la classification par minimum de distance euclidienne à la moyenne, selon l'ensemble des caractéristiques considérées.

Le Tableau 3.10 présente les taux de classification détaillés pour les ensembles  $\{V_{Ux}, k_{Sx}, \mu_U, m_{Sx}\}$  et  $\{V_{Ux}, k_{Sx}, \mu_U, m_{Sx}, K_{Ux}\}$ .

	Apprentissage	Validation	Test
$\{V_{Ux}, k_{Sx}, \mu_U, m_{Sx}\}$	$70.1 \pm 0.8\%$	$69 \pm 2\%$	$63 \pm 5\%$
Espace des 5 caractéristiques	$70.9 \pm 0.8\%$	$69 \pm 2\%$	$63 \pm 5\%$

Tableau 3.10: Comparaison des taux de classification entre l'ensemble des 4 caractéristiques les plus pertinentes, et l'ensemble des 5 caractéristiques.

Tout d'abord, on peut noter que les taux de classification des deux ensembles sont identiques, ce qui confirme que le kurtosis n'apporte pas d'information supplémentaire aux autres caractéristiques. Par ailleurs, les jeux de données étant cette fois homogènes vis-à-vis de l'environnement de mesure, quelque soit l'ensemble de caractéristiques, on obtient des taux d'apprentissage, de validation et de test similaires. Pour cet algorithme de classification, pour ces échantillons, et dans ces conditions de mesure, le taux de classification généralisable à des données inconnues est donc de 60% à 70%. Or, ce taux de classification est du même ordre de grandeur que celui trouvé pour les données de test de l'expérience 1. Nous en concluons que la variabilité des caractéristiques n'a pas été apprise avec les données et l'algorithme utilisés. Enfin, pour l'expérience 2 nous avons évité toute manipulation des échantillons entre les explorations. Les résultats n'étant pas améliorés par cette procédure, nous en concluons que l'influence de la manipulation des échantillons sur les signaux est à première vue négligeable.

#### ii. Classification par réseau de neurones

Etudions maintenant les résultats de la classification par réseau de neurones, présentés dans le Tableau 3.11. La classification est là aussi moins bonne que pour l'expérience 1. L'écart entre taux d'apprentissage et taux de validation, de l'ordre de 10% dès le premier neurone, est le signe d'un sur-apprentissage. Ce résultat est significatif d'un trop petit nombre d'exemples d'apprentissage. Enfin, les taux de classification des données de test restent autour de 60%, un taux très inférieur au taux de validation d'environ 80%. L'écart de classification entre validation et test signifie que le choix de l'initialisation qui maximise le taux de validation n'est pas généralisable au jeu de test. Cela suppose donc aussi une forte densité des minima locaux dans la fonction d'erreur.

N neurones	1	2	3	4	5
Apprentissage	$65 \pm 0.8\%$	$79.9 \pm 0.7\%$	$85.4 \pm 0.6\%$	$89.8 \pm 0.5\%$	$91.2 \pm 0.5\%$
Validation	$55 \pm 3\%$	$71 \pm 2\%$	$79 \pm 2\%$	$78 \pm 2\%$	$78 \pm 2\%$
Test	$51 \pm 5\%$	$62 \pm 5\%$	$65 \pm 5\%$	$62 \pm 5\%$	$56 \pm 5\%$

Tableau 3.11: Taux de classification par réseau de neurone, en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée.

Le taux de validation atteint un palier d'environ 80% pour une couche cachée de 3 neurones, ce qui permet d'atteindre un taux de test de 65%. Cette valeur est similaire à celle obtenue par la classification par minimum de distance euclidienne. Il y a donc peu de non linéarités qui soient modélisables par le réseau de neurones.

Comparé à l'expérience 1, nous avons vu que le pouvoir discriminant intra-classe de chaque caractéristique avait fortement diminuée pour l'expérience 2, notamment avec la diminution de la force normale et l'aléatorisation de l'exploration des échantillons. Or les taux de classification par réseaux de neurones montrent ici que les caractéristiques extraites ne contiennent pas suffisamment d'information pour s'affranchir de la variation de la force normale et des conditions de mesure (usure, environnement). Ces résultats montrent alors un intérêt limité des réseaux de neurones sur les données de cette expérience, celui-ci ne permettant pas d'augmenter significativement le taux de classification sur les données de test ni par rapport à la classification par distance euclidienne, ni par rapport aux résultats de l'expérience 1. On peut cependant espérer une légère amélioration des résultats avec l'augmentation du nombre d'exemples d'apprentissage. Une autre piste pour améliorer la classification par réseau de neurones, serait d'introduire en entrée du réseau, des données relatives à l'usure de l'enrobage (épaisseur de l'enrobage, taille de la surface de contact) et à l'environnement de mesure ( $T$ ,  $H$ ,  $P_{atm}$ ), ou de corriger les caractéristiques pour les rendre insensibles aux conditions expérimentales.

#### b) Classification spectrale

Lors de l'expérience 1, le spectre centré permettait d'atteindre un taux de test de 82%. Les taux de classification obtenus ici sont bien inférieurs (voir Tableau 3.12). Cette diminution du taux de classification est là aussi attribuée à la diminution importante de force normale d'exploration entre les deux expériences, synonyme d'une diminution du rapport signal sur bruit. Cela semble affecter particulièrement le spectre, dont les formes caractéristiques peuvent alors être noyées dans les raies de résonance du dispositif d'exploration.

L'utilisation des spectres dans l'algorithme de distance euclidienne montre cependant des taux de classification comparables à ceux obtenus pour le test avec la classification des 5 caractéristiques. Cela confirme qu'une grande partie des informations de textures est contenue dans les motifs du spectre. La classification des spectres est optimale lorsque ceux-ci sont centrés (~60%), ce qui confirme aussi l'importance de la pente du spectre dans la caractérisation des textures.

Classification par motifs du spectre	Apprentissage	Validation	Test
Spectre originaux	$67.5 \pm 0.8\%$	$58 \pm 2\%$	$53 \pm 5\%$
Spectre centré	$71.9 \pm 0.8\%$	$60 \pm 2\%$	$61 \pm 5\%$
Spectre redressé	$60.7 \pm 0.8\%$	$51 \pm 3\%$	$49 \pm 5\%$
Spectre centré redressé	$65.1 \pm 0.8\%$	$48 \pm 3\%$	$52 \pm 5\%$

Tableau 3.12: Classification par minimum de distance euclidienne au spectre moyen.

## c) Conclusion

Comme conclusion à l'analyse des résultats de l'expérience 2, le nouveau protocole de mesure semble avoir amélioré l'homogénéité des jeux de données, tel que le montre des taux de validation similaires à ceux de test. Cependant, ce protocole ne permet pas d'améliorer, comme espéré, les taux de classification en général. L'adaptation de la partie préhensible du doigt artificiel au nouveau support d'échantillon (cf 2.2.1) a engendré une forte diminution de la force normale à laquelle nous attribuons principalement la dégradation de la classification. Il faut toutefois noter que les taux de classification de l'ordre de 60-65%, bien qu'inférieur aux 80-90% de la première expérience, restent bien supérieurs à ceux d'une classification aléatoire.

## 3.2.7 Résultats de l'expérience 3

L'expérience 3 a pour but d'évaluer les performances de classification de textures du doigt artificiel avec le dispositif de précision, et de les comparer avec celles réalisées avec le dispositif table traçante. Ce dispositif est à priori moins bruyé que la table traçante, et permet notamment de maîtriser la force normale appliquée. Il devrait donc permettre d'améliorer la qualité de la classification, si le doigt artificiel est suffisamment sensible au regard des surfaces analysées. Le dispositif de précision est plus délicat à manipuler, ce qui rallonge l'étape de d'exploration des textures et la constitution d'une base de données. Pour réaliser l'expérience sur une durée raisonnable (2 jours), nous avons réduit la base de données à 20 acq./classe. Rappelons que ces acquisitions ont été enregistrées selon deux méthodes d'exploration. Une exploration successive des échantillons, similaire à celle réalisée lors de l'expérience 1, a permis de former une première base de données  $D_a$  de 5 acq./classe. Une exploration aléatoire des échantillons, similaire à celle réalisée lors de l'expérience 2, forme une seconde base de données  $D_t$  de 15 acq./ech. Mais à la différence de l'expérience 1, la force normale  $F_z$  a été réglée de façon à être identique pour tous les échantillons à 10 mN près.

Avec si peu de données d'apprentissage, il est exclu d'appliquer une classification par réseau de neurones. Ainsi, nous n'avons appliqué que l'algorithme de classification par distance euclidienne, au 5 caractéristiques et aux spectres. Les données sont par ailleurs mises à profit pour effectuer une comparaison de l'expérience 3 à chacune des deux premières expériences.

## a) Expérience 3 v.s. expérience 1

Pour comparer les résultats de classification à l'expérience 1, nous utilisons  $D_a$  pour une « 5-fold cross-validation » et  $D_t$  comme données de test.

L'évaluation de la pertinence des 5 caractéristiques, présentée dans le Tableau 3.13, montre des taux de classifications similaires à ceux de l'expérience 1. L'association des deux caractéristiques spectrales  $k_{Sx}$  et  $m_{Sx}$  permet d'atteindre le taux de validation maximum ( $\eta_{valid}$ ). Dans le cadre de cette expérience, la variance et le coefficient de friction n'apporteraient donc pas d'information supplémentaire pour la discrimination de textures. Comme prévu lors de l'extraction de paramètre, le kurtosis apparaît non seulement comme une caractéristique non-pertinente ( $\eta_{valid}(K_{Ux})=14\%$ ), mais cette caractéristique s'avère même gênante pour la classification.

Caractéristiques $q$ :	$k_{Sx}$	$m_{Sx}$	$\mu_U$	$V_{Ux}$	$K_{Ux}$
$\{\} \cup q$	$68 \pm 7\%$	$50 \pm 7\%$	$42 \pm 7\%$	$48 \pm 7\%$	$14 \pm 7\%$
$\{k_{Sx}\} \cup q$		$94 \pm 3\%$	$82 \pm 6\%$	$80 \pm 6\%$	$44 \pm 7\%$
$\{k_{Sx}, m_{Sx}\} \cup q$			$94 \pm 3\%$	$86 \pm 5\%$	$62 \pm 7\%$
$\{k_{Sx}, m_{Sx}, \mu_U\} \cup q$				$92 \pm 4\%$	$64 \pm 7\%$
$\{k_{Sx}, m_{Sx}, \mu_U, V_{Ux}\} \cup q$					$70 \pm 7\%$

Tableau 3.13: Pertinence des 5 caractéristiques unidimensionnelle, pour l'expérience 3.

Pour valider cette dernière hypothèse, le Tableau 3.14 présente les résultats de classification complets pour les deux ensembles de caractéristiques  $\{k_{Sx}, m_{Sx}\}$  et  $\{k_{Sx}, m_{Sx}, \mu_U, V_{Ux}\}$ . L'ensemble  $\{k_{Sx}, m_{Sx}\}$  permet effectivement d'atteindre des taux d'apprentissage et de test plus importants qu'avec d'autres caractéristiques. Comparés à l'expérience 1, les taux de classification sont légèrement meilleurs pour l'ensemble  $\{k_{Sx}, m_{Sx}\}$  (voir Tableau 3.5 p.114). Cela rend compte d'une légère amélioration du rapport signal sur bruit, particulièrement pour les caractéristiques spectrales. Si l'on compare ces résultats à ceux de l'ensemble des 5 caractéristiques de l'expérience 1, on remarque qu'ils sont comparables indépendamment du dispositif d'exploration. On observe notamment, comme pour l'expérience 1, une grosse différence entre validation et test, ce qui montre que cette différence n'est pas propre au dispositif d'exploration mais au protocole de mesure.

Classification par distance euclidienne	Apprentissage	Validation	Test
$\{k_{Sx}, m_{Sx}\}$	$97 \pm 2\%$	$94 \pm 3\%$	$74 \pm 4\%$
$\{k_{Sx}, m_{Sx}, \mu_U, V_{Ux}\}$	$94 \pm 2\%$	$92 \pm 4\%$	$71 \pm 4\%$

Tableau 3.14: Taux de classification par minimum de distance euclidienne au centre de gravité, selon deux ensembles de caractéristiques, pour l'expérience 3.

Le Tableau 3.15 présente les taux de classification par les motifs du spectre. On retrouve avec les spectres les taux de classification obtenus lors de l'expérience 1, avec des taux d'apprentissage et de validation de l'ordre de 90%, et des taux de test de l'ordre 70%. Le taux de classification maximal, pour la validation (94%) comme pour le test (77%), est obtenu avec le spectre centré. Les mêmes remarques que précédemment peuvent être faites sur l'importance des motifs et de la pente du spectre, au moins sur cette bande du spectre.

Classification par distance euclidienne	Apprentissage	Validation	Test
Spectre originaux	$97 \pm 1\%$	$90 \pm 4\%$	$70 \pm 4\%$
Spectre centré	$99.5 \pm 0.5\%$	$94 \pm 3\%$	$77 \pm 3\%$
Spectre redressé	$93 \pm 2\%$	$82 \pm 6\%$	$63 \pm 4\%$
Spectre centré redressé	$97 \pm 1\%$	$84 \pm 4\%$	$63 \pm 4\%$

Tableau 3.15: Taux de classification par minimum de distance au spectre moyen, pour l'expérience 3.

Globalement, les taux de classification sont similaires à ceux obtenus lors de la première expérience. Il faut cependant noter que le nombre d'exemples d'apprentissage est bien plus petits (5 exemples/classe contre 50 exemples/classe pour l'expérience 1). L'apprentissage et la validation ont des taux de classification très élevés par rapport à ceux de test. Comme pour les autres expériences, ces résultats soulèvent de nouveau le problème de reproductibilité lié à aux conditions expérimentales (usure et environnement de mesure).

b) Expérience 3 v.s. expérience 2

Pour comparer l'expérience 3 à l'expérience 2, nous utilisons les données de  $D_i$ , enregistrées lors d'une exploration aléatoire des échantillons. Le nombre d'exemples n'étant à notre avis pas suffisant pour former un jeu de test représentatif, les données sont entièrement utilisées pour une 5-fold cross-validation (voir partie 3.2.3, p.111). Contrairement aux réseaux de neurones, l'algorithme de classification par distance euclidienne ne fait pas usage de la validation pour un réglage quelconque. On peut donc considérer les résultats de la validation comme représentatifs d'une généralisation de ce classifieur à des exemples inconnus, rôle normalement joué par le jeu de test.

L'étude de pertinence des caractéristiques, présenté par le Tableau 3.16, montre une importance majeure du couple de caractéristiques  $\{k_{Sx}, m_{Sx}\}$ , avec une légère contribution de  $\mu_U$  et  $V_{Ux}$  à une amélioration de la classification. Le kurtosis reste une caractéristique gênante pour la classification. Pour information, les taux d'apprentissage correspondants sont similaires, à 2% près, à ceux de validation. Comparés à ceux de l'expérience 2, les résultats sont ici bien meilleurs pour les composantes  $k_{Sx}$  et  $m_{Sx}$ . Sur la première ligne du Tableau 3.16, nous pouvons cependant observer que les taux de validation avec les caractéristiques  $\mu_U$ ,  $V_{Ux}$  et  $K_{Ux}$  sont similaires à ceux de l'expérience 2. L'amélioration de la classification serait donc essentiellement apportée par l'amélioration du pouvoir discriminant des caractéristiques spectrales.

Caractéristiques $q$ :	$k_{Sx}$	$m_{Sx}$	$\mu_U$	$V_{Ux}$	$K_{Ux}$
$\{\} \cup q$	$54 \pm 4\%$	$47 \pm 4\%$	$27 \pm 4\%$	$33 \pm 4\%$	$15 \pm 3\%$
$\{k_{Sx}\} \cup q$		$77 \pm 4\%$	$65 \pm 4\%$	$70 \pm 4\%$	$47 \pm 4\%$
$\{k_{Sx}, m_{Sx}\} \cup q$			$81 \pm 3\%$	$75 \pm 4\%$	$63 \pm 4\%$
$\{k_{Sx}, m_{Sx}, \mu_U\} \cup q$				$82 \pm 3\%$	$70 \pm 4\%$
$\{k_{Sx}, m_{Sx}, \mu_U, V_{Ux}\} \cup q$					$75 \pm 4\%$

Tableau 3.16: Pertinence des caractéristiques unidimensionnelles.



Voici maintenant les résultats de la classification par les spectres. Le résultat de classification optimale est obtenu pour le spectre centré, avec un taux de validation de 87%, ce qui est là aussi mieux que pour l'expérience 2 (pour le spectre centré,  $\eta_{\text{valid}}=60\%$ ).

Classification par distance euclidienne	Apprentissage	Validation
Spectre originaux	$82 \pm 2\%$	$79 \pm 3\%$
Spectre centré	$89 \pm 1\%$	$87 \pm 3\%$
Spectre redressé	$82 \pm 2\%$	$75 \pm 3\%$
Spectre centré redressé	$77 \pm 2\%$	$73 \pm 4\%$

Tableau 3.17: Classification des spectres.

Les résultats de cette expérience sont globalement bien meilleurs que ceux obtenus lors de l'expérience 2. Cette amélioration peut être expliquée par une force normale plus importante pour l'expérience 3, et plus proche de celle de l'expérience 1. Les résultats de classifications de l'expérience 3 sont d'ailleurs assez proches de ceux de l'expérience 1. Enfin, pour les mêmes données, on observe ici un taux de validation supérieur au taux de test de la partie précédente. Ces résultats montrent que l'apprentissage sur des données aléatoires semble finalement améliorer légèrement la classification d'un jeu de données de même nature. Il faut cependant noter que la distance parcourue par le doigt artificiel et donc l'usure de l'enrobage sont moindres pour cette expérience que pour les expériences 1 et 2. Par conséquent, ces conclusions seraient à vérifier avec la constitution d'une base de données plus importante, afin de rendre compte d'une usure de l'enrobage comparable à celle subie lors des expériences précédentes.

### 3.2.8 Discussion des résultats

L'étude des capacités du doigt artificiel à reconnaître des textures fines a été réalisée par l'exploration de 10 textures de papiers différents. Les échantillons ont été parcourus selon 3 méthodes d'exploration différentes.

L'analyse des signaux temporels et fréquentiels, ainsi que les résultats de la classification, montrent de réelles différences de comportement lors du glissement de l'enrobage sur différentes textures fines de papier. Ces différences se traduisent par des différences de signaux au niveau temporel et spectral. A partir des signaux temporels, nous avons extrait 3 caractéristiques qui nous paraissaient discriminantes : le coefficient de friction, la variance et le kurtosis. Des spectres, nous avons extraits 3 caractéristiques : la pente, la moyenne et les motifs du spectre. Cependant, nous avons aussi observé une forte variabilité des caractéristiques entre deux instants de mesure éloignés, mais également entre les différentes réalisations de l'expérience.

Aux 5 premières caractéristiques unidimensionnelles  $\{\mu_U, V_{Ux}, K_{Ux}, k_{Sx}, m_{Sx}\}$ , ont été appliqués deux algorithmes de classification. Le premier, basé sur la distance euclidienne à la moyenne, nous a permis d'évaluer la pertinence des caractéristiques extraites. Cette étude révèle notamment que le kurtosis apporte finalement peu d'informations intéressantes pour la classification et serait donc à exclure des caractéristiques de discrimination de ces textures. Le second algorithme de classification est basé sur les réseaux de neurones. Les résultats obtenus avec cet algorithme nous ont permis de vérifier que,

pour une même expérience, la variabilité des caractéristiques entre deux instants, attribuée à l'usure de l'enrobage et à la variation des conditions environnementales ( $T$ ,  $H$  et  $P_{atm}$ ), ne semblait pas être contournée par la prise en compte de non linéarités dans les frontières entre les classes. Enfin, l'algorithme de minimum de distance euclidienne appliqué aux spectres des signaux révèle une certaine importance des motifs et de la pente de ceux-ci pour la classification des textures.

Les trois réalisations de l'expérience ont montré que le doigt artificiel réalisé permet une classification relativement efficace des textures fines de papier. En effet, muni d'un algorithme de classification extrêmement simple, le minimum de distance euclidienne à la moyenne, le doigt artificiel permet de reconnaître une texture de papier parmi 10, en moyenne à 70-80%, ce qui représente une bonne performance au regard d'un taux de classification aléatoire de 10%.

Pour l'expérience 1, les données d'apprentissage  $D_a$  et de test  $D_t$  ont été respectivement enregistrées au cours de deux campagnes d'acquisition séparées. Cette expérience permet de classer à 94% les données  $D_a$  et de 70% à 82% les données  $D_t$ , le maximum étant atteint avec l'utilisation des spectres centrés. Cette différence de classification entre validation et test met en évidence un problème de reproductibilité des mesures, que nous avons cru dans un premier temps principalement lié à trois facteurs : la manipulation des échantillons au cours de la procédure d'exploration, l'usure de l'enrobage avec la distance d'exploration parcourue, et la modification du contact et de la friction au cours du temps. Les deux derniers facteurs avaient déjà été observés lors de la caractérisation du doigt artificiel. Les données de l'expérience 1 permettent notamment de confirmer une influence relativement importante de l'usure de l'enrobage, certaines caractéristiques s'éloignant fortement de celles de départ avec l'augmentation du nombre d'explorations intermédiaires. Cette première expérience promet toutefois un taux de classification supérieur à 90% si les facteurs de variabilité des mesures sont contrôlés, promesse partiellement confirmée par les résultats de l'expérience 3.

Par la modification du support d'échantillon, la seconde expérience permet d'exclure l'hypothèse d'une influence importante de la manipulation des échantillons. Ceci est aussi confirmé par les bons résultats de l'expérience 3, lors de laquelle les échantillons sont constamment manipulés. Lors de l'expérience 2, le protocole a aussi été modifié, afin de prendre en compte l'évolution des caractéristiques des signaux au cours du temps. Les résultats semblent montrer que cette évolution ne peut pas être apprise au moyen des seules caractéristiques extraites des signaux. Par ailleurs, pour la réalisation de l'expérience 2, la partie préhensible a été modifiée, ayant pour conséquence une forte diminution de la force normale et donc du rapport signal sur bruit. L'expérience 2 présente donc des résultats de classification ( $\eta_{valid} \approx 60-70\%$ ,  $\eta_{test} \approx 60-65\%$ ) inférieurs à ceux de l'expérience 1, ce qui soulève l'importance d'une force normale suffisante pour différencier les textures par la friction. Cela justifie notamment le choix d'un enrobage suffisamment souple et élastique, pour pouvoir obtenir une surface de contact importante et une friction caractéristique de la texture. Les meilleurs résultats de classification de l'expérience 2 sont obtenus avec un réseau de neurones à 3 neurones dans la couche cachée. Cependant, comparée aux résultats obtenus avec le minimum de distance euclidienne à la moyenne, et rapportée à l'erreur d'estimation des taux de classification, l'amélioration apportée par le réseau de neurones reste faible. Il serait donc difficile de modéliser la variation de l'environnement dans l'espace à 5 caractéristiques proposé.

Enfin, au moyen d'un nouveau dispositif d'exploration, l'expérience 3 permet de confirmer l'ensemble de ces observations. Cette expérience montre notamment qu'avec le protocole d'exploration employé

et les caractéristiques utilisées, la limite de classification des 10 textures de papier étudiées se situe autour de 90%. Elle confirme par ailleurs la possibilité d'une classification supérieure à 90% à condition de maîtriser ou de corriger la variabilité des caractéristiques provenant des conditions de mesure (usure et environnement). Enfin, l'expérience 3 étaye l'hypothèse selon laquelle l'information permettant la classification des textures semble essentiellement présente dans le spectre centré du signal de friction. Bien que cette dernière conclusion mérite une étude plus approfondie, elle semble en accord avec les études de neuro-physiques présentées dans le Chapitre 3, qui considèrent que les vibrations de la peau sont à l'origine de la perception des textures fines.

Dans l'ensemble, nous pouvons donc conclure à une bonne sensibilité du doigt artificiel et à une réelle capacité de reconnaissance qualitative des textures fines, les taux de classification obtenus étant largement supérieurs à celui d'une classification aléatoire. Les variabilités intra-classes, observées lors de l'extraction de caractéristiques entre deux instants de mesure éloignés, sont hypothétiquement attribuées aux évolutions de la température, la pression, du taux d'humidité et de l'usure de l'enrobage, ces paramètres affectant le contact entre l'enrobage et des textures à mesures des explorations. L'influence de ces paramètres sur le taux de classification peut être partiellement compensée par l'application d'une force normale suffisante et/ou l'utilisation du dispositif de précision, tel que le montrent les résultats de la deuxième classification de l'expérience 3.

Pour améliorer la reproductibilité des mesures, il serait donc intéressant d'étudier ces paramètres indépendamment. Un dispositif de mesures simultané de la température, du taux d'humidité et de la pression a été récemment mis en place. Celui-ci nous permettra peut-être de déceler des corrélations entre ces paramètres et les signaux du dispositif de toucher artificiel. Il serait par ailleurs souhaitable de vérifier l'influence de ces paramètres en réalisant une expérience similaire à celles présentées ici, mais en milieu contrôlé.

# Conclusion générale

L'objectif de cette thèse était d'établir, à partir d'un micro-capteur d'effort triaxial, un système de toucher artificiel pour effectuer de la reconnaissance tactile de textures, une thématique de recherche encore peu explorée, mais faisant l'objet d'une forte demande dans de nombreux domaines applicatifs. Le système que nous avons conçu se compose d'un doigt artificiel, intégrant le capteur d'effort considéré, et d'un dispositif d'exploration de texture automatisé. Le système de toucher artificiel réalisé est caractérisé, et évalué lors d'expériences de discrimination de textures. Voici les conclusions apportées lors de ce travail.

Dans le premier chapitre de ce mémoire nous avons présenté les principaux domaines auxquels fait appel le toucher artificiel. Cette partie rend compte de la complexité du sens tactile et des différents aspects sous lequel il peut être abordé. Le toucher, et particulièrement la reconnaissance tactile de texture, débute par la vibration de la peau engendrée par la mise en friction du doigt sur une surface. Cette vibration est codée par un réseau de mécanorécepteurs, particulièrement dense au niveau du doigt. A l'heure actuelle, le fonctionnement du système neurophysiologique du toucher n'a pas encore été complètement élucidé. Mais plusieurs hypothèses, parfois concurrentes, ont été proposées quand aux rôles des différents éléments responsables du sens tactile, tel que la position relative des mécanorécepteurs vis-à-vis de la structure de la peau, ou le codage neuronal des informations mécaniques (pression, vibration, etc.). L'information mécanique codée est transmise au cerveau qui l'interprète pour formuler la sensation perçue sous la forme de descripteurs, tels que le degré de douceur, de rugosité ou de pégosité. Le système sensoriel humain, fait donc principalement intervenir trois domaines auxquels nous nous sommes intéressés au cours de ce travail : la physique du contact et de la friction, la neurophysiologie et l'analyse sensorielle. Nous nous sommes référés à l'ensemble de ces domaines pour concevoir un système de toucher artificiel et interpréter les résultats des expériences. A la fin de ce chapitre, nous avons, par ailleurs, recensé les systèmes de toucher artificiel déjà existants, dont peu ont approfondi la question de la reconnaissance de texture.

Au cours du chapitre 2, nous avons décrit la conception et la caractérisation d'un système de toucher artificiel. Ce système se compose principalement d'un doigt artificiel, comportant le capteur d'effort triaxial du LETI (dit capteur clou), et d'un dispositif d'exploration de textures, permettant de déplacer le doigt artificiel. Le capteur clou, décrit dans cette partie, est un capteur en silicium qui délivre trois tensions  $U_x$ ,  $U_y$  et  $U_z$ , proportionnelles aux trois composantes spatiales d'une force qui lui serait appliquée. Il présente, par ailleurs, des dimensions et une sensibilité relativement proches de celles des mécanorécepteurs.

Sur la base de la structure physiologique du doigt humain, le capteur clou est implanté sous une peau artificielle, dénommée sous le terme « d'enrobage ». Plusieurs prototypes de doigts, d'enrobages différents, ont été réalisés dans le but de minimiser l'usure de l'enrobage et de l'échantillon exploré, tout en garantissant une bonne sensibilité à la texture de l'échantillon. Parmi ces prototypes, ceux comportant un enrobage en polyuréthane présentent le meilleur compromis entre friction, usure,

sensibilité en force normale et dégradation de la texture lors de son exploration. Trois prototypes, d'enrobages en polyuréthanes de duretés différentes (50 et 80 shore A), sont sélectionnés pour la suite des expériences.

Pour déplacer le doigt artificiel sur une surface, nous avons développé deux dispositifs d'exploration. Le premier dispositif était destiné à une mise en place immédiate des expériences sur la reconnaissance de textures. Il est basé sur l'utilisation d'une table traçante, et permet un déplacement automatique du doigt artificiel sur la surface à analyser. Le second dispositif, dit dispositif de précision, est conçu suite aux résultats obtenus avec le premier, et réalisé avec une mécanique de précision. Il se compose d'une partie capteur et d'une partie échantillon. La partie échantillon, sur laquelle l'échantillon de texture est fixé, est mobile selon un axe  $z$  orthogonal à la surface de l'échantillon. Il permet ainsi de régler la force normale appliquée au doigt. La partie capteur est motorisée selon les deux axes orthogonaux  $x$  et  $y$  définissant le plan de la surface de l'échantillon, permettant de déplacer automatiquement le doigt artificiel dans ce plan. La partie capteur comporte, par ailleurs, un système de cantilevers permettant de mesurer l'évolution de la force normale  $F_z$  et de la force tangentielle  $F_x$  subies par le doigt artificiel au cours du déplacement.

Le comportement d'un des prototypes de doigt artificiel, en fonction des forces appliquées, est alors étudié à l'aide du dispositif de précision. Tout d'abord, nous nous sommes intéressés au comportement du doigt artificiel, lors de la mise en contact de celui-ci avec la surface à analyser. Cette étude débouche sur la définition d'un protocole de mesure, afin de placer l'enrobage dans des conditions initiales reproductibles, avant de le mettre en friction. Le protocole établi permet notamment d'éviter les phénomènes transitoires de la mise en contact, et les problèmes d'accommodation du polyuréthane. Le doigt artificiel est alors caractérisé en statique, puis en friction, selon  $F_x$  et  $F_z$ . La caractérisation statique montre une très bonne linéarité du capteur enrobé, selon  $F_z$ . La caractérisation du doigt en friction est réalisée sur trois échantillons de coefficient de friction différents. Elle montre une dépendance croisée entre les forces  $F_{x,z}$ , mesurées par le système de cantilever, et les tensions  $U_{x,z}$ , mesurées par le doigt artificiel. Cette dépendance croisée est bien approximée par un modèle linéaire, qui permet alors d'estimer les forces globalement appliquées sur l'enrobage, à partir des tensions du capteur. Par ailleurs, l'expérience de caractérisation en friction, permet d'observer que la dépendance du coefficient de friction à la force normale est relativement faible, tout au moins pour les échantillons considérés.

A l'occasion des expériences de caractérisation du doigt artificiel, nous avons abordé le problème de la reproductibilité des mesures, sous l'influence de paramètres non-contrôlés, tels que l'environnement de mesure et l'usure de l'enrobage. Ces problèmes de reproductibilité sont constatés par ailleurs dans beaucoup d'autres expériences et semblent constituer un verrou technologique pour l'amélioration de la reconnaissance de texture.

Lors du chapitre 3, nous avons présenté une évaluation en deux parties des performances du doigt artificiel pour la discrimination tactile de texture. Cette évaluation est réalisée tout d'abord au travers de quatre expériences d'exploration de textures de rugosités de plus en plus fines. Une première expérience montre que le doigt artificiel permet de détecter la périodicité de l'armure d'un tissu grâce au spectre de la composante  $U_x$ , représentative des efforts tangentiels. Une seconde expérience met en avant les possibilités de différenciation entre deux matériaux de natures différentes, le tissu et le papier, grâce au coefficient de friction entre l'échantillon et l'enrobage, mesuré par le capteur clou.

Lors de la troisième expérience, le doigt artificiel parcourt une zone de 32x32mm d'une feuille de papier imprimé d'un quadrillage. Le doigt artificiel permet tout d'abord de mettre en évidence des différences de coefficient de friction entre les zones encrées des zones vierges. Suite à quoi, nous avons reconstruit l'image du coefficient de friction de la zone parcourue. Nous avons observé que l'image reconstruite ressemblait à l'image de la texture d'origine. Mais nous avons aussi noté que le coefficient de friction moyen, des zones vierges comme encrées, semblait varier au cours de l'exploration, empêchant une discrimination des deux types de texture par le seul coefficient de friction moyen. Une quatrième expérience a été mise en place sur le même type de texture, afin de mettre en évidence le phénomène de stick-slip engendré par les textures lisses, comme ici les zones encrées. Globalement, ces quatre expériences montrent que le doigt artificiel permet de différencier deux textures de rugosité fine, non pas selon leur rugosité, mais selon des mesures relatives à la friction. De plus, le coefficient de friction perçu par le doigt artificiel semble représenter qualitativement celui ressenti par un sujet, lors de l'exploration de ces mêmes textures. Mais ces résultats montrent aussi que pour un plus grand nombre de textures, de natures plus proches, la discrimination va être plus difficile.

Pour aller un peu plus loin dans l'évaluation du doigt artificiel pour la reconnaissance de textures fines, nous avons mis en place une expérience de classification portant sur 10 échantillons de papiers de textures différentes. Cette expérience a été réalisée à trois reprises, selon des protocoles d'exploration différents. A partir des signaux de friction recueillis, nous avons extrait des caractéristiques temporelles et fréquentielles représentatives des 10 classes de textures. Deux algorithmes de classification, l'un basé sur la distance euclidienne à la moyenne, l'autre constitué d'un réseau de neurones, ont alors été appliqués aux bases de données constituées. Les deux premières réalisations de l'expérience, faisant usage du dispositif de table traçante, permettent de discriminer ces textures avec un taux de bonne classification de l'ordre de 70% à 80%. Les meilleurs résultats sont notamment obtenus par l'utilisation des motifs spectraux, où semble se trouver l'essentiel des informations de friction relatives à chaque texture. Les résultats de ces deux réalisations montrent aussi que la maîtrise des facteurs de variabilité intra-classe des caractéristiques dans le temps, tels que l'environnement de mesure et l'usure de l'enrobage, pourrait permettre d'atteindre des taux de classification supérieurs à 90% dans ce type d'expérience. Enfin, une troisième réalisation, effectuée dans des conditions d'exploration similaire mais au moyen du dispositif de précision, valide ces résultats de classification et permet de se rapprocher des 90% de bonne reconnaissance.

Au travers de ces expériences de reconnaissance de texture nous avons montré des résultats très encourageants quand à la reconnaissance fine de textures avec notre doigt artificiel. Par les résultats obtenus, nous étayons notamment l'hypothèse selon laquelle, la reconnaissance tactile de texture fines ne serait véhiculé pas uniquement par la perception des rugosités en tant que telles, mais aussi par la perception de la friction et des vibrations de la peau qu'elles engendrent. Ce travail de recherche nous a par ailleurs permis de défricher la voie encore peu explorée de la reconnaissance tactile de texture avec un système de toucher artificiel. Ils ont pour l'heure donné lieu à deux publications en conférence internationales [Boissieu08], [Boissieu09], et deux brevets en cours d'examen. Un article de revue sur l'ensemble la thèse est en cours de rédaction.

# Perspectives

Au cours de nos travaux, de nombreuses voies de recherche ont été écartées, faute de temps. Cela ouvre donc beaucoup de perspectives pour de futurs travaux sur le sujet.

Nous avons plusieurs pistes à proposer, pour rapprocher le doigt artificiel conçu du système tactile humain et peut-être améliorer les performances de notre système de toucher artificiel. Tout d'abord, une étude plus approfondie sur la forme et les matériaux constituant l'enrobage pourrait certainement permettre d'optimiser la sensibilité du doigt artificiel aux rugosités et à la friction. Celle-ci pourrait s'articuler autour d'une caractérisation mécanique des élastomères utilisés (module de young, viscosité), accompagnée d'une modélisation en éléments fini des enrobages en PU réalisés et d'une validation expérimentale. Il serait notamment intéressant d'évaluer l'influence de la dureté des différentes parties de l'enrobage sur la sensibilité du doigt en force normale et en force tangentielle. Cette étude prolongerait ainsi les travaux de thèse de Julien Scheibert réalisés pour de plus larges surfaces de contact. Nous avons également le projet d'intégrer un réseau de capteurs clou, telles que les barrettes et matrices, décrites en Annexe B. Des travaux ont été récemment engagés dans ce sens par l'équipe du LPS/ENS. D'une part, cela permettrait de mutualiser l'information globale de friction perçue par les différents capteurs, pour améliorer la robustesse de l'estimation des forces. D'autre part, à partir d'un tel réseau de capteurs, il serait envisageable de mettre en place un traitement spatial de l'information qui viendrait compléter le traitement fréquentiel réalisé jusqu'à maintenant. Le dispositif de précision a été conçu pour permettre d'accueillir un support de capteur intégrant une matrice de capteurs clous. De plus, par l'opération de silanisation d'une couche de l'enrobage, abordée dans la partie 2.2.4, l'équipe du LPS/ENS a résolu un premier verrou quand au remplacement de l'enrobage sans détérioration des capteurs clous. Mais, la saturation de ces capteurs, évoquée en Annexe B, constitue un second verrou technologique, qui nous empêche toute amplification des signaux des capteurs. Jusqu'alors contourné par une adaptation de l'électronique, ce problème devra être résolu pour une utilisation optimale des matrices de capteurs clous. Par ailleurs, les récents travaux de Scheibert et al. [Scheibert09.1], montrant l'amplification de certaines fréquences spatiales grâce aux empreintes digitales, laissent à penser qu'un enrobage texturé pourrait permettre d'améliorer la caractérisation spectrale des textures fines. Il serait donc intéressant de vérifier cette théorie vis-à-vis de la reconnaissance de textures. Enfin, la littérature neuro-physique semble converger vers l'hypothèse selon laquelle les mécanorécepteurs se trouveraient à l'interface entre l'épiderme et le derme pour des raisons d'optimisation de la perception. Ces deux couches de la peau sont notamment flexibles, la première étant plus souple que la seconde. Par l'intégration du capteur clou à l'interface entre une couche molle épaisse et une couche dure d'enrobage plus fine, nous pourrions reproduire les conditions d'intégration des mécanorécepteurs. Cela nécessiterait une adaptation du capteur clou à un support souple, mais améliorerait sûrement la sensibilité aux vibrations hautes fréquences, souvent d'amplitudes plus faibles, et permettrait une meilleure protection du capteur pour les forces de contact plus importantes.

Ces travaux débouchent aussi sur de nombreuses voies à explorer pour améliorer la compréhension et les traitements des signaux issus du doigt artificiel. Par la caractérisation du doigt artificiel en friction avec le dispositif de précision, nous avons engagé une voie de recherche visant à mieux comprendre les phénomènes de friction engendrés par le polyuréthane lors de l'exploration de textures. Il serait donc intéressant de continuer sur cette voie afin de modéliser la dépendance du glissement et des phénomènes de stick-slip, à la force normale et à la vitesse de d'exploration, pour optimiser le protocole de mesure. On pourrait alors imaginer faire varier ces paramètres lors de l'exploration pour obtenir de nouvelles caractéristiques propres aux textures explorées. Dans le même cadre, une étude de la variabilité des mesures avec la température, le taux d'humidité, la pression atmosphérique et l'usure de l'enrobage, pourrait permettre d'améliorer grandement les performances de reconnaissance tactile de texture. Enfin, une étude sur les caractéristiques physiques des matériaux et des surfaces explorés (topologie, élasticité, friction, homogénéité des textures, sensibilité aux conditions environnementales) permettrait sûrement d'améliorer la compréhension des mesures d'exploration obtenues et par là même les traitements adaptés à la reconnaissance de texture.

Enfin, les travaux de classification de textures fines présentés ici, ont été réalisés en préambule à la caractérisation tactile des textures. Des expériences, non-présentées ici, ont été engagées dans ce sens, notamment dans le cadre du projet MONAT, mais également avec le référentiel tactile Sensotact. Ces travaux ont pour but d'évaluer les caractéristiques des textures selon les axes définis par les descripteurs tactiles, comme le degré de naturalité, de douceur ou de pégosité. Pour voir cet objectif se concrétiser, un gros travail reste là aussi à faire, sur le système de toucher artificiel (ex : adaptation à une surface courbe), sur le traitement des données (extraction de paramètres pertinents) et sur la modélisation des descripteurs tactiles (études de régression).

L'exploration de l'ensemble de ces voies de recherche, le développement de la neurophysiologie et de l'analyse sensorielle pour mieux comprendre le sens du toucher, et la multiplication des applications, dans les domaines de l'industrie, de la médecine et de la robotique, promet un bel avenir au toucher artificiel.





## Annexe A Caractérisation des capteurs clou

Les sensibilités  $S_{xy}$  et  $S_z$  des différents types de capteurs clou ont été mesurées lors de campagnes de caractérisation en pression et en force latérale détaillées dans un rapport interne [Ettelt06]. Le dispositif de caractérisation en pression consiste en un caisson de pressurisation en acier hermétiquement fermé, dans lequel est placé le clou ainsi qu'une jauge de température. Un ensemble de tiges métalliques traversant une des parois du caisson permet de relier les bornes du capteur clou et de la jauge de température à celles de l'instrumentation. On peut ainsi alimenter et mesurer les tensions de milieu de pont  $V_i$  lors de la mise sous pression de l'intérieur du caisson. Le caisson est placé dans une étuve qui permet de contrôler la température du système. Lors de l'expérience de caractérisation en pression, la pression du caisson est élevée par paliers, la température étant maintenue à une valeur constante.

La caractérisation en force latérale est plus complexe, car la tige et la membrane sont fragiles. Le montage consiste à appuyer sur la tige à l'aide d'une lame ressort. La lame ressort, de raideur connue, est rigidement reliée à une microbalance, ce qui permet de mesurer la force latérale appliquée.

Grâce au caractère monocristallin et à l'élasticité du silicium, les caractéristiques obtenues en pression et en effort latéral sont très linéaires, à l'image des caractéristiques présentées Figure A.1. Les sensibilités  $S_z$  et  $S_{xy}$  des différents types de capteurs clous sont présentés dans le Tableau 2.1. Les valeurs sont données en  $\text{mV.V}^{-1}.\text{N}^{-1}$  car celles-ci dépendent de la tension d'alimentation  $V_{dd}$  (voir équation (2.7)).

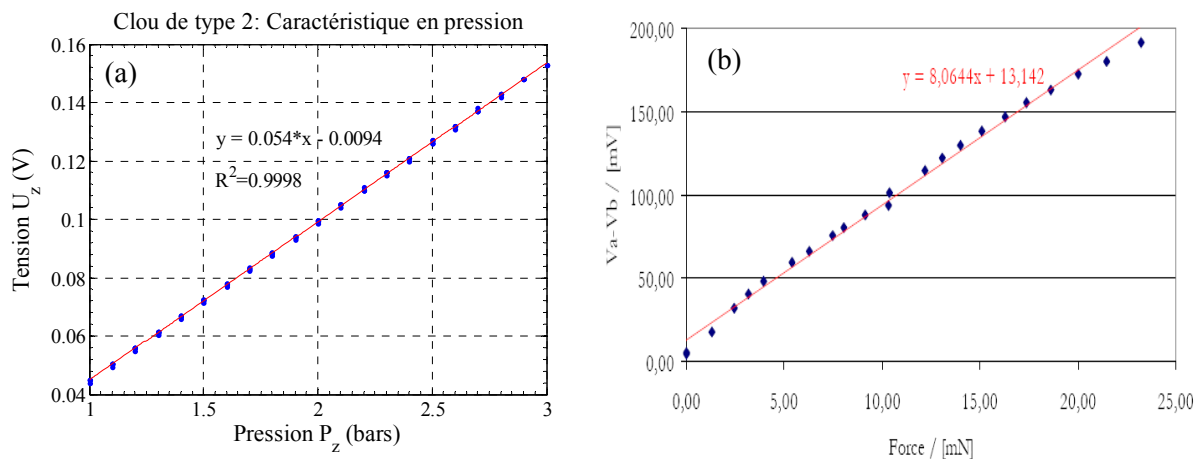
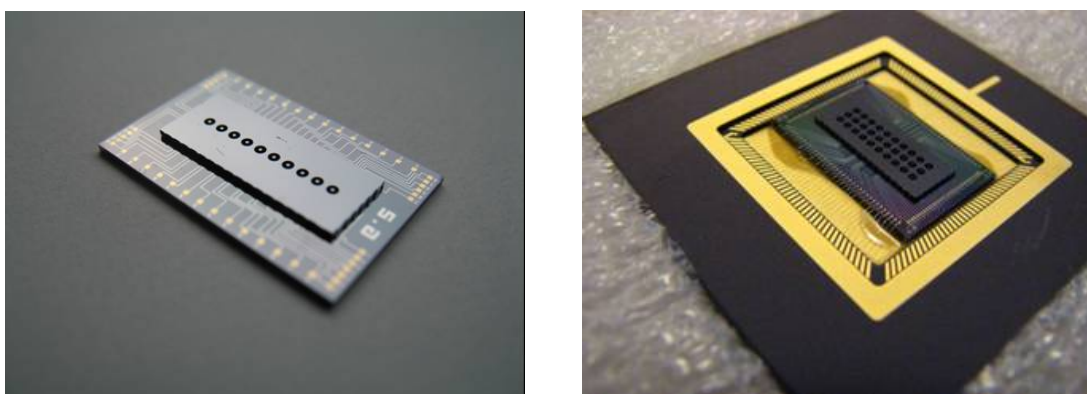


Figure A.1: (a) Caractéristique en pression d'un capteur clou de type 2 :  $U_z$  en fonction de la pression. (b) Caractéristique en force latérale d'un capteur clou de type 1 :  $U_x$  en fonction de la force latérale. Les capteurs clou sont nus (sans enrobage), et les mesures sont faites sans électronique et avec une tension d'alimentation  $V_{dd} = 5V$ .

## Annexe B Réseaux de capteurs clou: barrettes et matrices

Toujours en référence au fonctionnement physiologique du doigt humain, le LETI a développé des réseaux de capteurs d'efforts. En effet, pour résoudre les difficultés liées au sens du toucher, nous possédons au bout des doigts plusieurs dizaines de mécanorécepteurs de 4 types. Ceux qui nous intéressent plus particulièrement sont les Corpuscules de Pacini, responsables de la détection des vibrations transmises par la peau par exemple lors de l'exploration d'une surface. Les corpuscules de Pacini ont une taille de l'ordre de 1mm de diamètre, une sensibilité de l'ordre de 1mN et une réponse dans la bande de fréquences [40-500 Hz]. Ces caractéristiques correspondent tout à fait à celles du capteur clou produit par le LETI. Il manque cependant encore un élément important, le sens du toucher permet la reconnaissance de textures fines grâce à un réseau de corpuscules de Pacini, environ 20 récepteurs/cm<sup>2</sup> au bout du doigt.

Par analogie avec le réseau de mécanorécepteurs, et dans le cadre du projet MONAT, les capteurs clou produits à l'origine sous forme unitaire ont été déclinés sous la forme de matrices 1x10 et 3x10. Une fois enrobées, ces matrices de capteurs devraient nous permettre d'élaborer un codage spatio-temporel des événements en surface de l'enrobage, par exemple en corrélant les signaux provenant des efforts à différents endroits de la surface de contact. La Figure B.1 présente une barrette et une matrice.



*Figure B.1: A gauche une barrette de 10 capteurs, montée sur le support barrette. A droite une matrice de 10x3 capteurs.*

Les caractéristiques des capteurs clous des barrettes et des matrices sont identiques et sont données dans le Tableau B.1. La membrane de ces nouveaux capteurs est beaucoup plus fine que celle des capteurs clou unitaires, ce qui augmente grandement leur sensibilité qui, comparé au capteur clou 3, est multiplié par 50 en effort latéral et 2.5 en effort normal. On notera aussi leur plus grande fragilité.

Capteur clou	Type MONAT
Rayon de membrane ( $\mu\text{m}$ )	700
Épaisseur de membrane ( $\mu\text{m}$ )	12
Rayon de tige ( $\mu\text{m}$ )	100
Sensibilité $S_{xy}$ (mV/V/N)	24
Sensibilité $S_z$ (mV/V/bar)	2000
Pression $P_z$ max. avant détérioration (bar)	3
Force $F_{xy}$ max. avant détérioration (N)	0.02

Tableau B.1: Caractéristique des capteurs clou MONAT présents sur les matrices 1x10 et 3x10.

La méthode de fabrication de ces capteurs est similaire à celle du capteur clou unitaire, présentée en 2.1.2, mais nécessite plus d'étapes de fabrication (95 étapes au lieu de 61) et plus de masques (8 masques au lieu de 5). Contrairement au capteur clou unitaire (voir Figure 2.3 p. 41), le pont de Wheatstone selon  $y$  est câblé de la même manière que le pont de Wheatstone selon l'axe  $x$ , afin de simplifier le circuit de routage (voir Figure B.2). L'expression des tensions de sortie  $U_x$ ,  $U_y$ ,  $U_z$ , en fonction des tensions de milieu de pont  $V_A$ ,  $V_B$ ,  $V_C$ ,  $V_D$ , sont légèrement changées. Les équations (2.3), (2.4) et (2.6) sont remplacées par celles de l'équation (B.1).

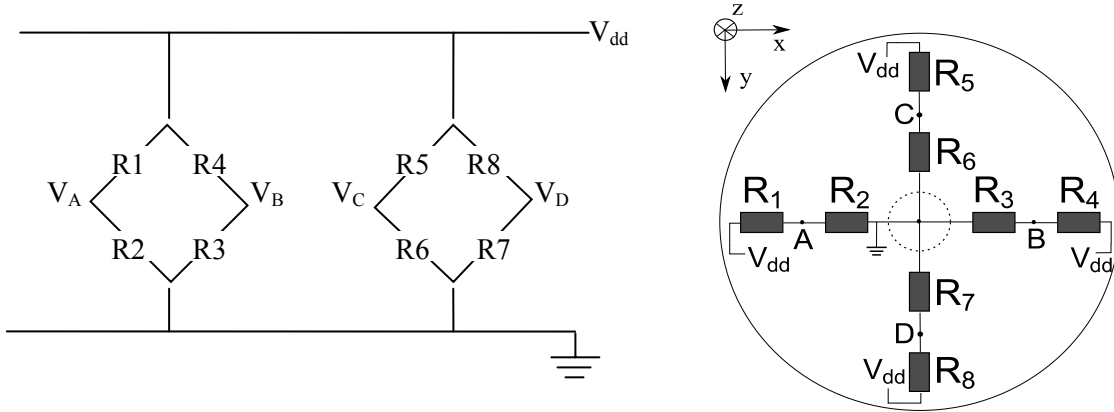


Figure B.2: Schéma de câblage des piézorésistances pour le clou type MONAT (barrette et matrice).

$$\begin{cases} U_x = (V_B - V_A) = S_{xy} \cdot F_x \\ U_y = (V_D - V_C) = S_{xy} \cdot F_y \\ U_z = V_A + V_B + V_C + V_D - 2V_{dd} = S_z \cdot F_z \end{cases} \quad (\text{B.1})$$

Etant donné le nombre de plots de sortie des barrettes et des matrices de capteurs clou (4x10+alim pour la barrette et 4x30+alim pour la matrice), la structure doit être connectée par flip chip à un premier support en silicium permettant d'étaler spatialement les plots de connexion. Le support silicium est connecté à l'électronique capteur par pontage (wire bonding) via un autre support (PGA ou PCB), ce qui permet de remplacer le capteur indépendamment de l'électronique capteur. Le wire bonding est très fragile et peut se détériorer facilement lors du moulage de l'enrobage ou même la

rétractation de celui-ci pendant la phase de réticulation. Les fils du pontage sont donc noyés dans une résine dure afin de les protéger.

Pour le conditionnement des barrettes, la solution retenue est de coller le support silicium sur un support PGA de 5x5 cm que l'on positionnera sur l'électronique capteur par l'intermédiaire d'un boîtier PGA. Cette solution limite cependant la taille de la base l'enrobage à la taille du support PGA. Pour la matrice, la solution retenue est de fixer le support silicium directement sur un support PCB (similaire à celui d'une carte électronique) dont la taille peut être adaptée à l'enrobage désiré. Ce support est connecté à la carte électronique via une nappe de fils très souples. Cette solution est valable pour les premières expériences sur la matrice. Mais si la matrice est destinée à être intégrée dans un doigt artificiel de taille humaine, il faudra alors envisager une électronique intégrée pour limiter le nombre de fils et maximiser le rapport signal sur bruit.

Deux électroniques dédiées ont été développées, une pour la barrette et une autre pour la matrice. Le nombre important de sorties, 30 voies pour la barrette et 90 voies pour la matrice, peut être problématique au regard du nombre d'entrées du système d'acquisition. Un étage de multiplexage des sorties a donc été ajouté sur l'électronique capteur. Deux bits de contrôle permettent de sélectionner une des 3 composantes  $U_{x,y,z}$ , et deux autres bits permettent de sélectionner une des 3 colonnes dans le cas de la matrice. L'électronique capteur (barrette ou matrice) permet donc de mesurer 10 tensions simultanément. Le système d'acquisition sera chargé de sélectionner successivement les composantes et les colonnes à mesurer.

De même que pour le capteur clou unitaire, nous avons constaté pour les barrettes et les matrices de capteurs, un déséquilibre des ponts de Wheatstone lorsque les capteurs sont au repos. Mais contrairement aux capteurs clou unitaires, ce déséquilibre affecte plus particulièrement la composante  $U_z$ , dont le calcul nécessite ici la somme des potentiels de milieu de pont comparés à  $V_{dd}$ . Nous observons alors une saturation de la composante  $U_z$ , que l'on ne retrouve pas sur les composantes  $U_x$  et  $U_y$ , résultant d'une différence de potentiels de milieu de pont. Pour des raisons de résistance parasite (routage), il se pourrait que la tension d'alimentation diffère d'un capteur à l'autre au sein d'une même matrice.

Ce défaut technologique peut être résorbé, comme pour le capteur clou unitaire, par l'ajout de potentiomètres sur l'électronique du capteur. Cette solution est applicable aux barrettes de capteurs, mais pas aux matrices en raison du multiplexage des 3 lignes de capteurs. Comme pour les capteurs clou unitaires, une étude est actuellement envisagée pour préciser les raisons technologiques de ce problème et trouver une solution.

## Annexe C Caractérisation du doigt artificiel: force tangentielle à la mise en contact

Lors de la mise en contact du doigt artificiel avec la surface à analyser, nous avons constaté l'apparition d'une tension tangentielle  $U_{x,y}$  sur le capteur clou, et ce avec les deux dispositifs d'exploration utilisés. Dans les parties 2.3.2 et 2.4.2 nous avons évoqué un déplacement latéral du doigt artificiel causé par une trajectoire circulaire de l'extrémité des bilames lors de leur flexion (la longueur des bilames reste constante). Dans ce contexte, cette partie présente certains éléments de compréhension sur le comportement du système, apparus lors du traitement des données de mise en contact de l'expérience de caractérisation en friction présentée dans la partie 2.4.3. Selon le protocole expérimental suivi lors de cette expérience, nous considérons dans un premier temps les tensions et forces moyennes de fin de phase de compression (phase 4 sur la Figure 2.19.a), environ 20 s après la mise en contact, soit juste avant la mise en friction. Nous considérerons ensuite les tensions et forces moyennes subies par le doigt artificiel lors de la friction, afin de préciser l'origine de la dépendance croisée entre  $U_x$  et  $F_z$ . Pour retrouver le fonctionnement du dispositif de précision utilisé lors de l'expérience, on peut se référer à la partie 2.3.2, p. 56.

Ainsi, pour le cantilever Z, un déplacement  $d_{zn}(F_z)$  selon l'axe z de l'extrémité libre du bilame par rapport à l'extrémité fixe de celui-ci, induit un déplacement  $d_{xl}(F_z)$  selon l'axe x de la même extrémité.  $d_{xl}(F_z)$  est donné par l'équation (C.1), pour un bilame de longueur L et de raideur  $k_z$ . Pour se faire une idée, une force  $F_z=1\text{N}$  induit le déplacement de l'extrémité du cantilever Z de  $d_{zn}=720\mu\text{m}$  selon z et de  $d_{xl}=2.2\mu\text{m}$  selon x.

$$d_{xl}(F_z) = \left( L - \sqrt{L^2 - d_{zn}^2(F_z)} \right) \text{ avec } d_{zn}(F_z) = \frac{F_z}{k_z} \quad (\text{C.1})$$

De même, un déplacement  $d_{xn}(F_x)$  de l'extrémité libre du cantilever X par rapport à l'extrémité fixe, induit un déplacement  $d_{yl}$  selon l'axe y imposé par une force tangentielle  $F_x$ .

Le déplacement  $d_{xl}$  de l'extrémité du cantilever Z et le déplacement  $d_{xn}$  de l'extrémité du cantilever X selon l'axe x sont à priori différents car imposés par des forces différentes et à des points différents du système. Cependant, lors de la mise en contact avec une force normale  $F_z$ , le déplacement  $d_{xl}(F_z)$  induit une force de rappel  $F_{xc}$  au niveau de la surface de contact, qui impose un déplacement  $d_{xn}=k_x \cdot F_{xc}$  de l'extrémité du cantilever X de raideur  $k_x$ , dans le sens opposé à  $d_{xl}$ . La force  $F_{xc}$  est donc dépendante de  $F_z$ .

Si l'on modélise le système {enrobage + cantilever X} comme deux ressorts en série selon l'axe x, le premier de raideur  $k_{xe}$  représentant le comportement de l'enrobage en cisaillement, le second de raideur  $k_x$  représentant le cantilever X, on peut alors exprimer la force  $F_{xc}$  en fonction de  $F_z$  selon l'équation (C.2).

$$F_{xc} = k \cdot L \cdot \left( 1 - \sqrt{1 - \left( \frac{F_z}{L \cdot k_z} \right)^2} \right) \text{ avec } k = \frac{k_x \cdot k_{xe}}{k_x + k_{ex}} \text{ la raideur équivalente du système} \quad (C.2)$$

En première approximation, pour  $L \gg F_z/k_z$  et sous l'hypothèse de coefficients de raideur indépendants des forces  $F_{xc}$  et  $F_z$  (hypothèse discutable pour  $k_{xe}$ ),  $F_{xc} \approx K \cdot F_z^2$ , avec  $K$  constante. Il faut cependant noter que cette équation n'est valable que sous l'hypothèse d'une force  $F_{xc}$  inférieure à la force de friction maximum imposée par le coefficient de friction statique ( $F_{xc} < \mu_s \cdot F_z$ , surface de contact immobile). Dans le cas contraire, c'est-à-dire si la mise en contact a engendrée un léger glissement au niveau de la surface de contact, la force  $F_{xc}$  ne dépend plus de  $L$  et de  $F_z^2$ , mais dépend linéairement de  $F_z$  à travers le coefficient de friction dynamique du couple enrobage/échantillon.

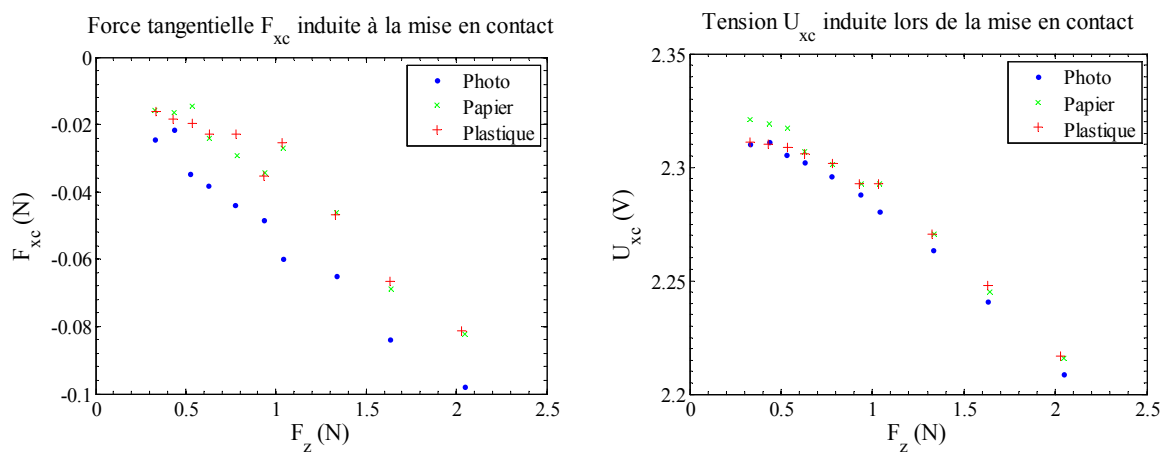


Figure C.1 : Force tangentielle  $F_{xc}$  et tension  $U_{xc}$  dues au système de cantilever, lors de la mise en contact du doigt artificiel avec les échantillons Photo, Papier et Plastique.

La Figure C.1 présente les courbes  $F_{xc}$  et de  $U_{xc}$  en fonction de  $F_z$ , pour des mises en contact sur les trois échantillons utilisés pour la caractérisation en friction (Photo, Papier, Plastique). On note que la dépendance de  $U_{xc}$  à  $F_z$  est de forme parabolique. On observe aussi que cette courbe semble être indépendante de l'échantillon considéré. Cela signifierait que, pour les trois échantillons et pour une force  $F_z < 0.2N$ , la force  $F_{xc}$  dépend de la raideur  $k$  du système et non du coefficient de friction des échantillons. Ce qui nous amène à la conclusion que la surface de contact est restée fixe, car la force  $F_{xc}$  n'est pas suffisante pour engendrer un glissement ( $F_{xc} < \mu_s \cdot F_z$ ). Ce modèle est évidemment très simplifié, mais permet d'expliquer qualitativement les signaux observés.

Revenons maintenant sur la dépendance croisée des tensions du capteur clou aux forces  $F_x$  et  $F_z$ , observée lors de l'expérience de caractérisation du doigt artificiel en friction (voir partie 2.4.3, p.68). Nous avons vu lors de cette expérience que la relation entre la tension  $U_x$  et les forces  $F_x$  et  $F_z$  pouvait être relativement bien modélisée sous la forme:  $U_x = S_{xx} \cdot F_x + S_{xz} \cdot F_z$  (voir équation (2.11), p. 70). Pour éclaircir la nature de la dépendance de  $U_x$  à  $F_z$ , à savoir si cette relation était la même en statique (lors du contact) et en dynamique (lors de la friction), nous nous sommes intéressés à la différence ( $U_x - U_{xc}$ ), où  $U_x$  représente la tension délivrée par le capteur clou lors du déplacement, et  $U_{xc}$  la tension au moment du contact.

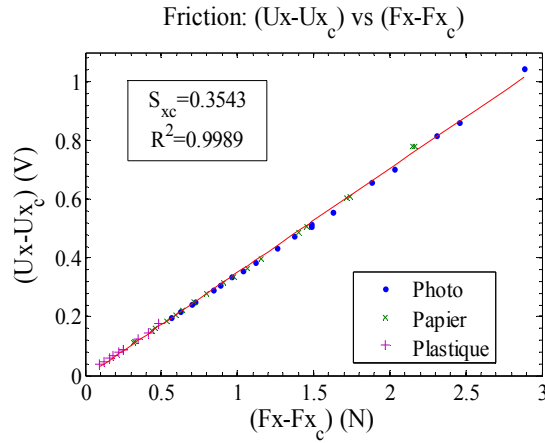


Figure C.2: Caractéristique en friction de  $U_x - U_{xc}$  en fonction de  $F_x - F_{xc}$  (retrait de l'offset de tension après contact), pour l'exploration des trois échantillons (Photo, Papier, Plastique).

La Figure C.2.a, à comparer avec Figure 2.26.a (p. 70), montre une relation linéaire entre  $(U_x - U_{xc})$  et  $(F_x - F_{xc})$ , indépendamment du type d'échantillon exploré. La pente de cette relation,  $S_{xc} = 0.3543$ , est identique à 1% près à celle trouvée lors de la caractérisation en friction du doigt artificiel ( $S_{xc} = 0.3523$  pour le modèle  $U = S \cdot F$  présenté p.70). Ainsi cela confirmerait une dépendance de  $U_x$  à  $F_z$  identique pour les deux états du doigt artificiel (contact statique, friction). S'il on considère que  $F_{zc} \approx F_z$ , cela explique que l'on retrouve  $U_x - U_{xc} = S_{xc} \cdot (F_x - F_{xc})$ . Cela montre également que la dépendance de  $U_x$  à  $F_z$  observée lors de la friction (voir Figure 2.26), ne dépend pas du coefficient de friction de l'échantillon, la surface de contact n'ayant pas glissé lors du contact, mais directement de la force  $F_z$ . Comme nous l'avons dit dans la partie de caractérisation du doigt artificiel en friction (2.4.3, p. 68), il pourrait s'agir d'une dépendance provenant d'un désaxement du doigt artificiel par rapport à la surface de contact. Mais cette hypothèse reste à vérifier, par exemple en observant l'effet d'un désaxement différent sur la tension  $U_x$  lors de la mise en contact.



# Annexe D Reconnaissance de textures de papiers : Analyse des matrices de confusion

Pour compléter l'analyse des résultats de la classification des 10 textures de papier (voir partie 3.2), il est intéressant de considérer le classement relatif à chaque classe. Pour cela, nous visualisons la matrice de confusion des résultats de classification. La matrice de confusion résume le pourcentage de confusion de chaque classe, les colonnes représentant les classes visées et les lignes représentant les classes résultant de la classification. Dans le cadre de cette expérience, le petit nombre d'exemples relatifs à chaque classe, particulièrement pour les jeux de test, ajouté à la variabilité des données intra-classe et inter-expérience, ne permettent pas de conclusion très nette sur les relations entre les classes. C'est notamment pour cette raison que les matrices de confusion sont étudiées en annexe. Cette annexe présente donc les matrices de confusion de la meilleure classification de chaque réalisation de l'expérience, pour les données de validation et de test. Pour l'expérience 1, nous avons ajouté les matrices de confusion résultant de l'étude de l'usure des échantillons, qui permet de voir quels sont les textures les plus touchées.

Pour rappel, voici la liste des échantillons présentés p. 90, avec leur classe correspondante:

Classe	Nom de l'échantillon	Caractéristiques tactiles
1	Papier blanc imprimante	Sec, grain très fin
2	Papier spécial 1 120g (SP1)	Velu, adhérent, doux
3	Papier spécial 1 120g (SP2)	Lisse, doux
4	Canson Calque 70g réf.17-149	Sec, plastifié, grain fin
5	Canson Mi-Teintes 160g réf.317-101	Sec, gros grain
6	Canson Buvard 125g	Fibreux, sec, rugosité importante
7	Papier journal imprimé type « petite annonces »	Lisse, sec, fibreux
8	Papier couché type « magazine »	Très lisse, plastifié
9	Canson "C" à grain 224g réf.27-114 (grain plus fin que l'échantillon 6)	Sec, grain moyen
10	Papier photo brillant APLI 240g réf.04458	Lisse, collant

## D.1 Expérience 1

Le Tableau D.1 présente la matrice de confusion des résultats de validation et de test pour le spectre centré. Avec 10 classes, ce genre de matrice est compliqué à analyser. De plus, le jeu de test étant petit (6 exemples/classe, soit une erreur d'estimation  $\varepsilon_{\eta}=17\%$ ), il est difficile de conclure avec certitude. On peut tout de même constater dans un premier temps que les classes les moins bien reconnues sont les

mêmes lors de la validation et du test (classes 1 : imprimante, 4 : calque, et 8 : papier couché). Cependant, les confusions sont globalement peu cohérentes entre validation et test, ce qui illustre une fois de plus un changement important du glissement entre les deux instants d'exploration d'une même classe. Notamment, la classe 1 reconnue correctement lors de la validation, ne l'est jamais lors du test. Cette remarque semble confirmer l'hypothèse d'une variabilité augmentant avec le temps et le nombre d'explorations intermédiaires, la classe 1 ayant les données de test les plus éloignées des données d'apprentissages (voir section 3.2.5). On observe toutefois une confusion entre les classes 8 et 10, qui semble cohérente avec le fait que le papier couché et le papier photo sont de textures très lisses, et qui par conséquent engendrent du stick-slip. On notera aussi, dans la validation, une confusion de la classe 4 (calque) avec la classe 1 (imprimante) qui semble se confirmer lors du test. Enfin, observe que les classes restantes {2, 3, 5, 6, 7, 9, 10} sont presque classées à coup sûr.

Valid.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	92		6	4					4	
2		100								
3			92		6					
4	8			86						
5			2		92					
6					2	100				
7				4			100			
8				2				90		6
9									96	
10				4				10		94
Test	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1				33						
2		100								
3			100							
4				67						
5	17				100				17	
6						100				
7	17						100			
8								67		
9									83	
10	67							33		100

Tableau D.1: Matrices de confusion de validation ( $\eta_{\text{valid}}=94\pm1\%$ , 50 ex./cl.) et de test ( $\eta_{\text{test}}=82\pm5\%$ , 6 ex./cl.) pour la classification par minimum de distance euclidienne au spectre centré de l'expérience 1. Les colonnes correspondent aux classes *a priori* et les lignes aux classements effectués. En rouge sont surlignées les classes présentant le plus de confusions.

## D.2 Expérience 2

Pour l'expérience 2, les meilleurs taux de classification sont obtenus pour le réseau de neurones, avec  $\eta_{\text{valid}}=79\%$  et  $\eta_{\text{test}}=65\%$  (voir 3.2.6). Le Tableau D.2 présente les matrices de confusion correspondant à ces résultats.

Valid	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	48	3		15		3	25			3
2		95						3	3	
3			93	3		10		3		
4	33			68			23			8
5					95					
6			5		3	85			5	
7	20			8			45	3		8
8		3						90		3
9			3		3	3			93	
10				8			8	3		80
Test	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	80		10	30			70	10		20
2		80					10		10	
3			80			10		10		
4				50						
5					90				10	
6			10			80			10	10
7	20			10			10			10
8					10		10	60	10	
9						10		10	60	
10		20		10				10		60

Tableau D.2: Matrices de confusion de validation et de test de l'expérience 2, pour la classification par réseau de neurones. Les taux de classification moyen correspondants sont respectivement de  $\eta_{\text{valid}}=79\pm 2\%$  et  $\eta_{\text{test}}=65\pm 5\%$ , pour des jeux de données respectifs de 40 ex./cl. et 10 ex./cl.

On peut noter que, dans l'ensemble, les confusions sont dispersées sur toutes les classes. Cela est significatif de la diminution du rapport signal sur bruit qui touche presque toutes les classes. Mais dans l'ensemble les taux de bonne classification sont assez bien répartis sur l'ensemble des classes, ce qui est le signe d'une bonne homogénéité des jeux de données. On remarque que les classes 1, 4 et 7 (imprimante, calque et journal) sont celles les moins bien classées ( $\eta_{\text{valid}} < 70\%$ ), pour les données de validation. Pour le test, la classe 1 est beaucoup mieux reconnue ( $\eta_{\text{test}}=80\%$ ), tandis que les classes 4 et 7 reste peu reconnues. Ces trois classes se confondent mutuellement. Leurs similitudes porteraient sur le caractère sec de leur texture et leur rugosité qui est fine mais perceptible au toucher. Les autres classes sont bien classées lors de la validation ( $\eta_{\text{valid}} > 80\%$ ). Pourtant, les échantillons 8, 9 et 10 sont

beaucoup moins bien classés lors du test ( $\eta_{test}=60\%$ ), et seraient donc à l'origine du surapprentissage observé lors de cette classification. Cependant, ces trois classes ne privilégient pas pour autant une confusion avec une classe particulière.

### D.3 Expérience 3

Pour l'expérience 3, rappelons que nous avons fait deux utilisations différentes des données afin de comparer la classification avec l'expérience 1 ou avec l'expérience 2. Voici donc les matrices de confusion respectivement obtenues lors de la classification par minimum de distance euclidienne au spectre.

#### *Expérience 3 v.s. expérience 1*

Les matrices de confusion de l'expérience 3, présentées dans le Tableau D.3, sont comparées avec celles de l'expérience 1. Pour la validation, sachant que  $D_a$  comprend 5 exemples/classes, il n'y a pas de classe qui soient particulièrement moins bien classée que les autres. Toutefois, on remarque une petite confusion mutuelle entre les classes 5 et 9 (Canson Mi-Teinte, Canson C), qui pourraient être liées à la nature similaire de ces échantillons. Cette confusion n'était pas présente lors de l'expérience 1. Il est difficile d'en dire plus sur cette matrice, étant donnée le petit nombre d'exemples par classe et le fort taux de bonnes classifications. Pour les données de test, on peut noter que, contrairement à l'expérience 1, les erreurs de classification sont réparties sur l'ensemble des classes. Cela provient d'une part de l'augmentation du nombre d'exemple de test (15 exemples/classe pour l'expérience 3 contre 6 exemples/classe pour l'expérience 1). D'autre part, la maîtrise de la force normale uniformise les caractéristiques des différentes classes. Bien qu'il y ait quelques confusions, la classe 1 (papier d'imprimante) est mieux reconnue que pour l'expérience 1, où elle ne l'était pas du tout. Cela pourrait se justifier par un nombre d'exploration moins important, soit une usure intermédiaire de l'enrobage, entre  $D_a$  et  $D_t$ , moins important pour la classe 1. On peut aussi noter qu'il y a une confusion mutuelle entre les classes 4, 7, 8 et 10 (papiers calque, journal, couché et photo), qui sont les quatre classes de textures engendrant du stick-slip. Enfin, on peut noter une confusion particulièrement importante de la classe 2 (SP1) avec la classe 6 (Buvard), deux échantillons d'épaisseurs similaires, mais de textures relativement différentes au toucher.

Valid	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	80									
2		100								
3			80							
4				100						
5					80				20	
6			20			100				
7							100			
8								100		
9	20				20				80	
10										100
Test	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	67			7						
2		53								
3			80					20		
4				80						
5	7	13	7		93					
6		27	13			100				
7	7						80	20		7
8				7			20	33		7
9	20	7			7				100	
10				7				27		87

Tableau D.3: Matrices de confusion de validation et de test de l'expérience 3, pour la classification par minimum de distance euclidienne au spectre centré. Les taux de classification moyens correspondants sont respectivement  $\eta_{\text{valid}}=94\pm3\%$  et  $\eta_{\text{test}}=77\pm3\%$ , pour des jeux de données respectifs de 5 ex./cl. et 15 ex./cl.

### Expérience 3 v.s. expérience 2

Pour l'expérience 3, la classification a été réalisée par 5-fold cross-validation sur les données  $D_i$  acquises par explorations aléatoires des 10 échantillons de papier, ce qui conduit à un taux de validation calculé sur 15 exemples/classe. Le Tableau D.4 présente la matrice des taux de validation pour la classification par le minimum de distance euclidienne au spectre centré dont le taux de classification toutes classes confondues est  $\eta_{\text{valid}}=87\%$ . On peut noter sur cette matrice que les classes 2, 4 et 8 sont les échantillons les moins bien reconnus. On remarque que les classes 4 et 8 présentent une confusion mutuelle, deux échantillons engendrant du stick-slip. On observe aussi une confusion de la classe 8 avec la classe 7, peut-être le seul point commun avec l'expérience 2.

Valid	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	87			7						
2		73								
3			93							
4				73				33		
5		7	7		100					
6		20				100				
7							100	20		7
8				20				47		
9	13								100	
10										93

Tableau D.4: Matrice de confusion de validation pour une classification des données de  $D_i$  de l'expérience 3 par minimum de distance euclidienne au spectre centré. Le taux de classification moyen correspondant est  $\eta_{\text{valid}}=87\pm3\%$ , pour un jeu de validation de 15 ex./cl.

## D.4 Usure des échantillons

Nous nous sommes également intéressés aux matrices de confusion relatives à la classification réalisée pour observer l'usure des échantillons à mesure des passages au même endroit (voir partie 3.2.5). Rappelons que seules les données  $D_a$  de l'expérience 1 ont été utilisées pour cette classification. L'entraînement et la validation sont réalisés avec une 10-fold cross-validation sur le premier des 5 passages de chaque trajet d'exploration, soit 10 exemples/classe. L'algorithme employé pour cette classification est le minimum de distance euclidienne au spectre centré. Les 4 autres passages sont utilisés comme données de test. Le Tableau D.5 (sur deux pages) présente ces matrices de confusion. Nous pouvons noter que trois échantillons (2 : SP1, 6 : Buvard, 7 : Journal) semblent particulièrement touchés par le nombre de passages sur le même trajet. Ce sont effectivement sur ces échantillons que nous avons constaté visuellement le plus de détérioration.

Sur l'échantillon de buvard, nous avons constaté un arrachement des fibres à mesure des passages. Les débris ainsi créés sont de tailles assez importantes. Selon cette observation, la confusion avec l'échantillon Mi-Teinte, de rugosité importante, semble cohérente. Le même type de dégradation est observé sur l'échantillon de Journal (classe 5), mais avec des fibres de tailles moins importantes. Il est donc possible que la rugosité créée soit de l'ordre de celle du papier Calque (classe 4). Enfin, pour l'échantillon SP1, la dégradation ressemble plus à un écrasement du matériau, qui lisse la texture. Là aussi, la confusion avec l'échantillon de SP2 semble cohérente avec ce que nous avons pu observer au toucher. Cette dégradation progressive des résultats confirme donc une dégradation du matériau avec le nombre de passages.

Pas. 1: 98%	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	100			10						
2		100								
3			100							
4				80						
5					100					
6						100				
7				10			100			
8								100		
9									100	
10										100
Pas. 2: 93%	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	100		40							
2		90								
3		10	60							
4				100						
5					100	20				
6						80				
7							100			
8								100		
9									100	
10										100
Pas. 3: 84%	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	100									
2		40								
3		60	100							
4				100			10			
5					100	90				
6						10				
7							90			
8								100		
9									100	
10										100

Pas. 4: 80%	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	100									
2		20								
3		80	100							
4				100			20			
5					100	100				
6										
7							80			
8								100		
9									100	
10										100
Pas. 5: 78%	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	100									
2		30								
3		70	100							
4				100			50			
5					100	100				
6										
7							50			
8								100		
9									100	
10										100

Tableau D.5: Matrices de confusion pour la classification par minimum de distance euclidienne au spectre, pour les 5 passages de l'expérience 1. La matrice du passage 1 correspond aux taux de validation d'une 10-fold cross-validation, réalisée sur 10 ex./cl. Les matrices des passages 2-5 correspondent aux taux de test, réalisé sur 10 ex./cl.

## D.5 Usure de l'enrobage

Pour étayer les résultats de la partie 3.2.5 portant sur l'usure de l'enrobage, nous nous sommes intéressés aux matrices de confusions de la classification par minimum de distance euclidienne à la moyenne, avec les 5 caractéristiques unidimensionnelles. Le Tableau D.6 présente les matrices de confusions de validation et de test de cette classification, résultant d'une classification sur l'ensemble des données (tous passages confondus), tel que présenté dans la partie 3.2.4 p. 113. Les jeux de validation et de test comportent respectivement 50 exemples/classe et 6 exemples/classe. Les taux de classification globaux correspondants sont  $\eta_{\text{valid}} = 94 \pm 1\%$  et  $\eta_{\text{test}} = 70 \pm 6\%$ .

Pour la validation, comme pour la classification par les spectres centrés présentée avec le Tableau D.1, la classe 4 (Calque), qui est confondue avec les classes 1 et 7 (Imprimante, Journal), est moins bien reconnue que les autres classes ( $\eta_{\text{valid}} = 76\%$ ). Cette classification par les 5 caractéristiques unidimensionnelles fait aussi apparaître une confusion de la classe 6 (Buvard) avec la classe 2 (SP1). Cette confusion a été observée sur les matrices de confusion de l'expérience 3 (voir partie 0 de cette



annexe). Enfin, les autres classes {1, 2, 3, 5, 7, 8, 9, 10} présentent des taux de classification très élevés ( $\eta_{\text{valid}} \geq 90\%$ ).

Valid	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	100		10	4						
2		100				18				
3			90			6				
4				76						
5					98					
6					2	76				
7				20			100			
8								100		
9									100	
10										100
Test	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1										
2		50	50			17				
3			50							
4				33						
5					100					
6						67				
7	67	50		17			100			
8								100		
9	33					17			100	
10				50						100

Tableau D.6: Matrices de confusion pour la classification par minimum de distance euclidienne des 5 caractéristiques des jeux de validation et de test de l'expérience 1. Les taux de classification moyens correspondants sont respectivement  $\eta_{\text{valid}} = 94 \pm 1\%$  et  $\eta_{\text{test}} = 70 \pm 6\%$ , pour des jeux de données respectifs de 50 ex./cl. et 6 ex./cl.

Pour la matrice de test, les confusions de la classe 4 avec les classes 1 et 7, et de la classe 6 avec la classe 2, sont confirmées. Mais l'on observe tout de même que le taux de classification de la classe 4 a drastiquement chuté entre validation et test, en passant de  $\eta_{\text{valid}} = 76\%$ , à  $\eta_{\text{test}} = 33\%$ . A cela s'ajoute un taux de test particulièrement bas pour les classes 1, 2 et 3 qui était bien reconnues lors de la validation, alors que les classes 7, 8, 9 et 10 restent parfaitement classées ( $\eta_{\text{test}} = 100\%$ ). Les échantillons ayant été explorés dans l'ordre des numéros de classes présentés ici, nous attribuons en partie cette mauvaise classification des classes {1, 2, 3, 4} ( $\eta_{\text{test}} \leq 50\%$ ) à l'usure de l'enrobage, tel qu'argumenté dans la partie 3.2.5. Enfin, en comparaison, la matrice de confusion de test pour la classification par les spectres présente une augmentation importante des confusions seulement pour la classe 1. Il semblerait donc que l'usure de l'enrobage touche moins les motifs spectraux des signaux que les caractéristiques unidimensionnelles.

## D.6 Conclusion

Dans l'ensemble il y a donc peu de conclusions à propos des confusions inter-classes qui se trouvent validées au travers des trois réalisations de l'expérience de reconnaissance des 10 textures de papier. Il semble y avoir tout de même une confusion relativement importante entre les classes 1, 4 et 7, qui ont pour point commun une texture « sèche » au toucher. On observe aussi une certaine confusion entre les classes engendrant du stick-slip (classes 4, 7, 8 et 10). Il se peut donc que le stick-slip soit très dépendant du dispositif d'exploration et finalement peu dépendant de la texture analysée. Toutefois, nous avons pu voir avec le dispositif de précision, que le papier photo avait une fréquence de stick-slip (300-400 Hz) très différente de celle du papier imprimé (80Hz). Etant donné le grand nombre d'échantillons que ce phénomène semble toucher il serait intéressant de déterminer quelles sont les dépendances de la fréquence et de l'amplitude de ce phénomène par rapport aux matériaux et aux textures explorés, et dans quelles conditions le phénomène de stick-slip peut être généré ou évité. Par ailleurs, les matrices de confusion montrent une détérioration importante des résultats de classification avec le nombre de passages pour les échantillons dont l'usure avait été observée à l'œil nu (2 : SP1, 6 : Buvard et 7 : Journal). Enfin, l'analyse des matrices de confusion montre également une augmentation des confusions entre validation et test pour les premières classes (classes 1, 2, 3 et 4), soumises à une usure de l'enrobage plus importante, ce qui conforte les conclusions de la partie 3.2.5.



# Bibliographie

- [Amontons1699] G. Amontons, "Histoire de l'Académie Royale des Sciences avec les Mémoires de Mathématique et de Physique", Paris : Imprimerie Royale, 1699, p. 206.
- [Beccai05] L. Beccai, S. Roccella, A. Arena, F. Valvo, P. Valdastrì, A. Menciassi, M.C. Carrozza et P. Dario, "Design and fabrication of a hybrid silicon three-axial force sensor for biomechanical applications", *Sensors and Actuators A* (120:2), 2005, pp. 370-382.
- [Beccai08] L. Beccai, S. Roccella, L. Ascari, P. Valdastrì, A. Sieber, M.C. Carrozza et P. Dario, "Development and Experimental Analysis of a Soft Compliant Tactile Microsensor for Anthropomorphic Artificial Hand", *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* (13:2), 2008, pp. 158-168.
- [Bell94] J. Bell, S. Bolanowski et M.H. Holmes, "The structure and function of pacinian corpuscles: a review", *Progress in Neurobiology* (42:1), 1994, pp. 79-128.
- [Bensmaia05] S. Bensmaia et M. Hollins, "Pacinian representations of fine surface texture", *Perception and Psychophysics* (67:5), 2005, pp. 842-854.
- [Bialek09] A. Bialek, A. Forbes, T. Goodman, R. Montgomery, M. Rides, G. van der Heijden, H. van der Voet, G. Polder et K. Overvliet, "Model development to predict perceived degree of naturalness", *XIX IMEKO Fundamental and Applied Metrology*, 2009, pp. 2124-2129.
- [Bishop95] C.M. Bishop, "Neural networks for pattern recognition", Oxford, England: Clarendon Press, 1995.
- [Blake97] D.T. Blake, S.S. Hsiao et K.O. Johnson, "Neural Coding Mechanisms in Tactile Pattern Recognition: The Relative Contributions of Slowly and Rapidly Adapting Mechanoreceptors to Perceived Roughness", *The Journal of Neuroscience* (17:19), 1997, pp. 7480-7489.
- [Boissieu08] F. de Boissieu, C. Godin, B. Guilhamat, D. David, C. Servière et D. Baudois, "Texture exploration with an artificial finger", *2<sup>nd</sup> Int. Workshop Materials and Sensations*, 2008, pp. 120-130.
- [Boissieu09] F. de Boissieu, C. Godin, B. Guilhamat, D. David, C. Servière et D. Baudois, "Tactile texture recognition with a 3-axial force mems integrated artificial finger", *Proc. Robotics : Systems and Science V*, 2009, pp. 49-56.
- [Bokobza02] L. Bokobza et O. Rapoport, "Reinforcement of natural rubber", *J. Applied Polymer Science* (85), 2002, pp. 2301-2316.
- [Buelher06] B. Buehler, "Molecular adhesion and friction at elastomer/polymer interfaces", dissertation, University of Akron, 2006.
- [Cartmill79] M. Cartmill, "The volar skin of primates: its frictional characteristics and their functional significance", *Am. J. Phys. Antropol.* (50:4), 1979, pp. 497-509.
- [Cauna54] N. Cauna, "Nature and functions of the papillary ridges of the digital skin", *Anat Rec.* (119:4), 1954, pp. 449-468.
- [CEMAS] "Toucher orthogonal, dureté", [http://www.groupeceamas.com/pages/page\\_3pag.html](http://www.groupeceamas.com/pages/page_3pag.html) (consulté le 27.01.2010).

- [Cherry81] B.W. Cherry, "Polymer Surfaces", Cambridge: Cambridge University Press, 1981.
- [Connor92] C.E. Connor et K.O. Johnson, "Neural coding of tactile texture: comparison of spatial and temporal mechanisms for roughness perception", *Journal of Neuroscience* (12:9), pp. 3414-3426.
- [Coulomb1785] C.A. Coulomb, "Théorie des machines simples, en ayant égard au frottement de leurs parties, et à la roideur des cordages", *Mém. Math. Phys.* (6), 1785, pp. 161–342.
- [Crochemore04] S. Crochemore, D. Nesa et S. Couderc, "Analyse sensorielle des matériaux d'habitable automobile : toucher/vision", *Technique de l'Ingénieur*, AM 3 292, 2004.
- [Dhingra83] R.C. Dhingra, T.J. Mahar, R. Postle, V.B. Gupta, S. Kawabata, M. Niwa et G.A. Carnaby, "The objective specification of the handle of men's suiting materials: A comparison of fabric handle assessment in India, Australia, Japan and New Zealand", *Indian J. Textile Research* (8), 1983, pp. 9-15.
- [Duda01] R.O. Duda, P.E. Hart et D.G. Stork, "Pattern Classification", 2nd ed., New York: Wiley Interscience, 2001.
- [Dreyfus02] G. Dreyfus, J. Marti nez, M. Samuelides, M. Gordon, F. Badran, S. Thiria et L. Héroult, "Réseaux de neurones - Méthodologie et applications", Paris : Édition Eyrolles, 2002.
- [Edin06] B.B. Edin, L. Beccai, L. Ascari, S. Roccella, J.J. Cabibihan et M.C. Carrozza, "A bio-inspired approach for the design and characterization of a tactile sensory system for a cybernetic prosthetic hand", *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, 2006, pp. 1354-1358.
- [Eltaib03] M.E.H. Eltaib et J.R. Hewit, "Tactile sensing technology for minimal access surgery – a review", *Mechatronics* (13), 2003, pp. 1163-1177.
- [Ettelt07] D. Ettelt, "Caractérisation des capteurs de force", Rapport Interne CEA-LETI, 2007.
- [Fearing85] R. Fearing et J. Hollerbach, "Basic solid mechanics for tactile sensing", *Int. J. Robotics Research* (4:3), 1985, pp. 40-54.
- [Foresee97] F.D. Foresee et M.T. Hagan, "Gauss-Newton approximation to Bayesian regularization", *Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks*, 1997, pp. 1930-1935.
- [Gamzu95] E. Ahissar et E. Gamzu, "Utilization of temporally-encoded versus spatially-encoded information during the performance of a tactile discrimination task", *Soc. Neurosci. Abstr* (21), pp. 1018-1995.
- [Gerling05] G.J. Gerling et G.W. Thomas, "Intermediate ridge fingertip skin microstructure helps differentiate tactile stimuli", University of Virginia, Charlottesville Working Document 2005-3.
- [Gerling06] G. Gerling, "The Sampling Position Within, Not the Undulating Geometry of, Fingertip Skin Microstructure May Amplify the Sensation of Edges", *Proc. Symp. on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems*, 2006, pp. 141-145.
- [Gescheider97] G.A. Gescheider, "Psychophysics: The Fundamentals (3 ed.)", Mahwah, New Jersey: Lawrence Erlbaum, 1997.
- [Godin00] C. Godin, "Contributions à l'embarquabilité et à la robustesse des réseaux de neurones en environnement radiatif. Apprentissage constructif. Neurones à impulsions", thèse de systèmes informatiques, Ecole Nationale Supérieure d'Aéronautique de l'Espace, soutenue le 23 Octobre 2000.

- [Haptex07] N. Magnenat-Thalmann et al., "From Physics-based Simulation to the Touching of Textiles: The HAPTEX Project", *The International Journal of Virtual Reality* (6:3), 2007, pp. 35-44.
- [Hollins02] M. Hollins, S.J. Bensmaïa et E.A. Roy, "Vibrotaction and texture perception", *Behavioural Brain Research* (135), 2002, pp. 51-56.
- [Hollins07] M. Hollins et S.J. Bensmaïa, "The coding of roughness", *Can. J. Exp. Psychol.* (61:3), 2007, pp. 184-95.
- [Hosoda06] K. Hosoda, Y. Tada et M. Asada, "Anthropomorphic robotic soft fingertip with randomly distributed receptors", *Robotics and Autonomous Systems* (54), 2006, pp. 104-109.
- [Howe93] R.D. Howe et M.R. Cutkosky, "Dynamic Tactile Sensing : Perception of Fine Surface Feature with stress rate Sensing", *IEEE Trans. Robotics and Automation* (9:2), 1993, pp. 140-151.
- [Hoffmann] P. Hoffmann, "Components of tissue softness and its measurements", disponible sur : <http://www.paulhoffman.com/Technical%20Papers/Components%20ofTissue%20Softness.htm> (consulté le 27.01.2010).
- [HP7470] "Manuel d'interface et de programmation", Traceur graphique HP 7470A, Hewlett-Packard Company, 1984.
- [Hu07] J. Hu, D. Xin, R. Wang, "Dependence of tactile sensation on deformations within soft tissues of fingertip", *World Journal of Modelling and Simulation* (3:1), 2007, pp. 73-78.
- [Johansson79] R.S. Johansson et A.B. Vallbo, "Tactile sensibility in the human hand: relative and absolute densities of four types of mechanoreceptive units in glabrous skin", *J. Physiol.* (28), 1979, pp. 283-300.
- [Johansson83] R.S. Johansson, A.B. Vallbo, "Tactile sensory coding in the glabrous skin of the human hand", *Trends in Neurosciences* (6), 1983, pp. 27-32.
- [Johnson01] K.O. Johnson, "The roles and functions of cutaneous mechanoreceptors", *Current Opinion in Neurobiology* (11:4), 2001, pp. 455-461.
- [Jones06] L.A. Jones, S.J. Lederman, "Human Hand Function", New York, New York: Oxford University Press, 2006.
- [Kane99] B.J. Kane, "A high resolution traction stress sensor array for use in robotic tactile determination", dissertation, Satnford University, 1999.
- [Kane00] B.J. Kane, M.R. Cutkosky et G.T.A. Kovacs, "A Traction Stress Sensor Array for Use in High-Resolution Robotic Tactile Imaging", *J. Microelectromechanical Systems* (9:4), 2000, pp. 425-434.
- [Kawabata75.1] S. Kawabata, "The standardization and analysis of hand evaluation (1st ed.)", Osaka: The Textile Machinery Society of Japan, 1975.
- [Kawabata75.2] Kawabata et Niwa, "Analysis of Hand Evaluation of Wool Fabrics for Men's Suits Using Data of a Thousand Samples and Computation", Proc. 5th Int. Wool Textile Res. Conf., 1975, pp. 413-424.
- [Kawabata80] S. Kawabata, "The standardization and analysis of hand evaluation (2nd ed.)", Osaka: The Textile Machinery Society of Japan, 1980.

- [Kim06] Kunnyun Kim et al, "A silicon-based flexible tactile sensor for ubiquitous robot companion applications", *J. Phys.: Conf. Ser.* (34), 2006, pp. 399-403.
- [Kloeck94] B. Kloeck, N.F. de Rooij, "Mechanical sensors", dans: S.M. Sze, *Semiconductor sensors*, New York, 1994, p. 186.
- [Lederman91] S. J. Lederman, "Skin and touch", *Encyclopedia of Human Biology* (7), 1991, p. 51-63.
- [Lee99] M. H. Lee et H. R. Nicholls, "Tactile sensing for mechatronics: A state of the art survey" *Mechatronics* (9), 1999, pp. 1-31.
- [Maeno98.1] T. Maeno, K. Kobayashi et N. Yamasaki, "Relationship between the structure of human finger tissue and the location of tactile receptors", *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers. C* (41:1), 1998, pp. 94-100.
- [Maeno98.2] T. Maeno et K. Kobayashi, "F.E. analysis of the dynamic characteristics of the human finger pad in contact with objects with/without surface roughness", *Proc. 1998 ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition, DSC* (64), pp. 279-286.
- [Maeno03] T. Maeno et T. Kawamura, "Geometry design of an elastic finger-shaped sensor for estimating friction coefficient by pressing an object", *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2003, pp. 1533-1538.
- [Mailhot01] B. Mailhot, K. Komvopoulos, B. Ward, Y. Tian et G. A. Somorjai, "Mechanical and friction properties of thermoplastic polyurethanes determined by scanning force microscopy", *J. Applied Physics* (89:10), 2001, pp. 5712-5719.
- [Martinot06] F. Martinot, "The Influence of Surface Commensurability on Roughness Perception with the Bare Finger", *EUROHAPTICS*, 2006.
- [Michielsen06] S. Michielsen, Device for Measuring Sliding Friction on Highloft Nonwoven, *J. Engineered Fibers and Fabrics* (1), 2006, pp. 23-31.
- [Miyaoka99] T. Miyaoka, T. Mano et M. Ohka, "Mechanisms of fine-surface-texture discrimination in human tactile sensation", *J. Acoust. Soc. Am.* (105), 1999, pp. 2485-2492.
- [MONAT09] Measurement of Naturalness, project 02900, Period two activity report, NPL Report OTSC OR (RES) 052.
- [Mukaibo05] Y. Mukaibo, H. Shirado, M. Konyo et T. Maeno, "Development of a Texture Sensor Emulating the Tissue Structure and Perceptual Mechanism of Human Fingers", *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2005, pp. 2565-2570.
- [Oddo09] C.M. Oddo, L. Beccai, M. Felder, F. Giovacchini et M.C. Carrozza, "Artificial Roughness Encoding with a Bio-inspired MEMS-based Tactile Sensor Array", *Sensors* (9:5), 2009, pp. 3161-3183.
- [Overvliet08] K.E. Overvliet, S. Soto-Faraco, T.A. Whitaker, L. Johnstone Sorensen, F. McGlone, G. van der Heijden, "Measuring perception of naturalness", *Measuring Behaviour*, 2008, pp. 86-87.
- [Paré03] M. Paré, C. Behets et O. Cornu, "Paucity of presumptive Ruffini corpuscles in the index finger pad of humans", *J. Comparative Neurology* (456), 2003, pp. 260-266.
- [Persson00] B.N.J. Persson, *Sliding Friction: Physical Principles and Applications*, Germany: Springer-Verlag, 2000.

- [Picard03] D. Picard, C. Dacremont, D. Valentin, A. Giboreau, "Perceptual dimensions of tactile textures", *Acta Psychologica* (114), 2003, pp. 165-184.
- [Picard05] D. Picard, "Partial perceptual equivalence between vision and touch for texture information", *Acta Psychologica* (121:3), 2006, pp. 227-248.
- [Prevost09] A. Prevost, J. Scheibert, G. Debrégeas, "Effect of fingerprints orientation on skin vibrations during tactile exploration of textured surfaces", *Commun Integr Biol* (2.5), 2009, pp. 422-424.
- [Restagno00] F. Restagno, "Interactions entre contacts solides et cinétique de la condensation capillaire : aspects macroscopiques et aspects microscopiques", Ecole Normale Supérieure de Lyon, thèse de physique, soutenue le 21.12.2007.
- [Rossi06] D. De Rossi et E.P. Scilingo, "Skin-Like Sensor Arrays", *Encyclopedia of Sensors*, 2006, pp. 535-556.
- [Sakaguchi94] Y. Sakaguchi et K. Nakano, "Haptic recognition system with sensory integration and attentional perception", *IEEE Int. Conf. Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, 1994, pp. 288 – 295.
- [Savkoor01] A. R. Savkoor, "Friction of viscoelastic material", dans: Jean Lemaître, Handbook of materials behavior models, Volume III Section 8.3, 2001, pp. 700-759.
- [Schallamach53] A. Schallamach, "The velocity and temperature dependence of rubber friction", *Proc. Phys. Soc., Section B* (66:5), 1953, pp. 386-392.
- [Scheibert07] J. Scheibert, "Mécanique du contact aux échelles mésoscopiques", thèse de physico-chimie analytique, Université Paris 6, soutenue le 28 Juin 2007.
- [Scheibert09.1] J. Scheibert, S. Leurent, A. Prevost, G. Debrégeas, "The role of fingerprints in the coding of tactile information probed with a biomimetic sensor", *Science* (323), 2009, pp. 1503-1506.
- [Scheibert09.2] J. Scheibert, E. Katzav, M. Adda-Bedia, A. Prevost et G. Debrégeas, "Stress Field at a Sliding Frictional Contact: Experiments and Calculations", *J. Mech. Phys. Solids* (57:12), 2009, pp. 1921-1933.
- [Sensotact] Sensotact®, le premier référentiel tactile. Site web officiel du Sensotact®, consulté le 26 Février 2008 à l'adresse : <http://www.sensotact.com>.
- [Shinoda00] H. Shinoda, S. Sasaki, K. Nakamura, "Instantaneous Evaluation of Friction Based on ARTC Tactile Sensor", *Proc. Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2000, pp. 2173-2178.
- [Slangen04] P. Slangen, O. Eteradossi, D. Lafon, P. Maury et E. Pere, "Introduction of recent optical techniques to characterize the psychosensorial properties of materials", *Revue de l'électricité et de l'électronique* (9), 2004, pp. 56-62.
- [Smith02] A. Smith, C. Chapman, M. Deslandes, J.S. Langlais et M.P. Thibodeau, "Role of friction and tangential force variation in the subjective scaling of tactile roughness", *Exp Brain Res* (144), 2002, pp. 211-223.
- [Soufflet07] I. Soufflet, "Le profil sensoriel permet-il de refléter la perception de la main des étoffes ?", thèse sur l'évaluation sensorielle, Université de Bourgogne, soutenue en 2007.



- [Srinivasan03] M. A. Srinivasan et al., "Role of Skin Biomechanics in Mechanoreceptor Response", MIT Touch Lab.
- [Summers05] I. Summers et R. Irwin, "Tactile discrimination of paper", *Proceedings of the HAPTIX'05 Workshop on Haptic and Tactile Perception of Deformable Objects*, 2005.
- [Tanaka03] M. Tanaka, J.L. L  v  que, H. Tagami , K. Kikuchi et S. Chonan, "The « Haptic Finger » - a new device for monitoring skin condition", *Skin Research and Technol.* (9), 2003, pp. 131-136.
- [Takana05] M. Tanaka, H. Sugiura, J. L. L  v  que, H. Tagami, K. Kikuchi et S. Chonan, "Active haptic sensation for monitoring skin conditions", *J. Materials Processing Technology* (161), 2005, pp. 199-203.
- [Tegin05] J. Tegin et J. Wikander, "Tactile sensing in intelligent robotic manipulation: A review", *Ind. Robot: Int. J.* (32:1) , 2005, pp. 64-70.
- [Thomine04] Thomine, "Relation visco  lasticit  /tribologie des   lastom  res charg  s", INSA Lyon, th  se de g  nie des mat  riaux, soutenue le 04.11.2004.
- [Toma95] S. Toma et Y. Nakajima, "Response characteristics of cutaneous mechanoreceptors to vibratory stimuli in human glabrous skin", *Neuroscience letters* (195:1), 1995, pp. 61-63.
- [TriboWikibook] Tribologie/Mod  lisation des actions de contact, Wikibook consult   le 11/01/2007, [http://fr.wikibooks.org/wiki/Tribologie/Mod  lisation\\_des\\_actions\\_de\\_contact](http://fr.wikibooks.org/wiki/Tribologie/Mod%C3%A9lisation_des_actions_de_contact).
- [Vasarhelyi06] G. V  s  rhelyi et al., "Characterisation of an integrable single-crystalline 3-D Tactile Sensor", *IEEE Sensors Journal* (6:4), 2006, pp. 928-934.
- [Weenen06] H. Weenen, R. H. Jellema et R. A. De Wijk, "Prediction of creamy mouthfeel based on texture attribute ratings of dairy desserts", *A.C.S. symposium series* (920), 2006, pp. 105  117.
- [Whitaker08] T.A. Whitaker, C. Sim  es-Franklin et F.N. Newell, "Vision and touch: independent or integrated systems for the perception of texture?", *Brain Research* (1242), 2008, pp. 59-72.
- [Yamada02] D. Yamada, T. Maeno et Y. Yamada, "Artificial finger skin having ridges and distributed tactile sensors used for grasp force control", *IEEE Proc. Int. Conf. Intelligent Robots and Systems* (2), 2001, pp. 686-691.
- [Yao87] C.T. Yao, M.C. Peckerar, J.H. Wasilik, C. Amazeen et S. Bishop, "A novel three-dimensional microstructure fabrication technique for a triaxial tactile sensor array", *IEEE Proc. Micro-Robots and Teleoperators Workshop*, 1987
- [Yoshida68] M. Yoshida, "Dimensions of tactual impressions (2)", *Japan Psychol Res.* (10), 1968, pp. 157-173.
- [Yoshioka01] T. Yoshioka, B. Gibb, A.K. Dorsch, S. S. Hsiao et K.O. Johnson, "Neural Coding Mechanisms Underlying Perceived Roughness of Finely Textured Surfaces", *Journal of Neuroscience* (21:17), 2001, pp. 6905-6916.
- [Zani03] M.L. Zani, "La mesure de rugosit   ?", *Mesures* (758), 2003.
- [Zahouani98] H. Zahouani, J. L. Loubet et R. Vargiolu, "Fractals models of surface topography and contact mechanics", *Mathematical and Computer modelling* (28:4), 1998, pp. 517-534.
- [Zahouani05] H. Zahouani, R. Vargiolu et A. Mavon, "Sonde Tribo-acoustique", Brevet WO 2005/085805 A1.

[Zahouani08] H. Zahouani, S. Mezghani, R. Vargiolu et M. Dursapt, “Identification of manufacturing signature by 2D wavelet decomposition”, *Wear* (264), 2008, pp.480-485.





## **Résumé :**

Ce travail de thèse présente la conception, la caractérisation et l'utilisation d'un système de toucher artificiel pour l'étude de la reconnaissance tactile de textures. Le système de toucher artificiel se compose d'un doigt artificiel et d'un dispositif d'exploration permettant un déplacement automatisé du doigt sur les échantillons.

Le doigt artificiel fonctionne grâce à un micro-capteur d'efforts tri-axes MEMS recouvert d'une peau artificielle (ou enrobage) en polyuréthane. Le MEMS mesure ainsi les trois composantes spatiales des efforts transmis par l'enrobage lorsque celui-ci est sollicité. Afin de déplacer le doigt artificiel et ainsi d'explorer des surfaces, deux dispositifs motorisés ont été successivement conçus. Grâce au premier dispositif, nous avons rapidement mis en place des expériences d'exploration de surfaces, afin d'évaluer les possibilités de discrimination de textures de notre doigt artificiel. Le second dispositif, permet une meilleure maîtrise des différents paramètres de l'exploration comme la vitesse de déplacement ou la force appliquée. Il permet également de caractériser le doigt artificiel, lors d'une simple mise en contact ou pendant la friction du doigt sur une surface. Une étude de ce type a notamment permis une meilleure compréhension du comportement du doigt artificiel et des phénomènes mis en jeu lors de l'exploration tactile de textures.

Les premières expériences d'exploration de surfaces montrent une bonne sensibilité du doigt artificiel pour la détection de la périodicité de l'armure d'un tissu, ou pour la discrimination de deux textures de différentes natures (papier v.s. tissu). Le doigt artificiel est ensuite évalué avec une expérience de discrimination de 10 textures de papiers. Les signaux d'exploration obtenus de cette expérience mettent en évidence certains problèmes de reproductibilité des mesures. Toutefois, associé à plusieurs algorithmes de classification mis en place, le doigt artificiel montre de bonnes performances à la discrimination des 10 textures, particulièrement grâce aux caractéristiques spectrales extraites du signal. Plusieurs réalisations de cette expérience, avec différents protocoles de mesures, permettent de valider les résultats de classification, et d'étayer certaines hypothèses sur le comportement de notre système de toucher artificiel et plus généralement à propos de la reconnaissance tactile de textures.

**Mots clés:** Toucher, doigt artificiel, capteur de force, MEMS, reconnaissance de texture, analyse de surface, perception tactile

## **Abstract :**

This document presents the conception, the characterisation and the use of an artificial touch system for a study on tactile texture recognition. The artificial touch system is composed of an artificial finger and an exploration device allowing an automatic translation of the finger on samples.

The artificial finger is based on a tri-axis force MEMS sensor covered with a polyurethane artificial skin. Thus, the MEMS measure the three spatial components of the efforts transmitted by the polyurethane coating. To rub the finger against surfaces, two exploration devices have been conceived successively. Thanks to the first one, we rapidly organized some texture recognition experiments, to evaluate the ability of the finger to discriminate texture. The second device, allows a better control of the exploration parameters, like moving speed or forces applied. This device also allows us to characterize the artificial finger during a simple contact task or while rubbing the artificial finger on a surface. A study of that kind allowed us to better understand the physical phenomena taking place during tactile texture exploration.

The first experiments on texture exploration showed a good sensitivity of the artificial finger to detect the weave form periodicity of a textile, or to discriminate two different kinds of textures (paper v.s. textile). Next, the artificial finger is evaluated for the discrimination of ten kinds of papers. The signals given by the artificial finger while rubbing a texture are showing some problems of reproducibility. However, associated with several classification algorithms, the artificial finger gives good results for the discrimination of the ten textures, in particular thanks to spectral characteristics extracted from the signals. This experiment was run several times with different protocols, in order to validate the classification results. These results support several hypotheses on the behaviour of the artificial touch system and to some extent on tactile texture recognition.

**Keywords:** Touch, artificial finger, force sensor, MEMS, texture recognition, surface analysis, tactile perception